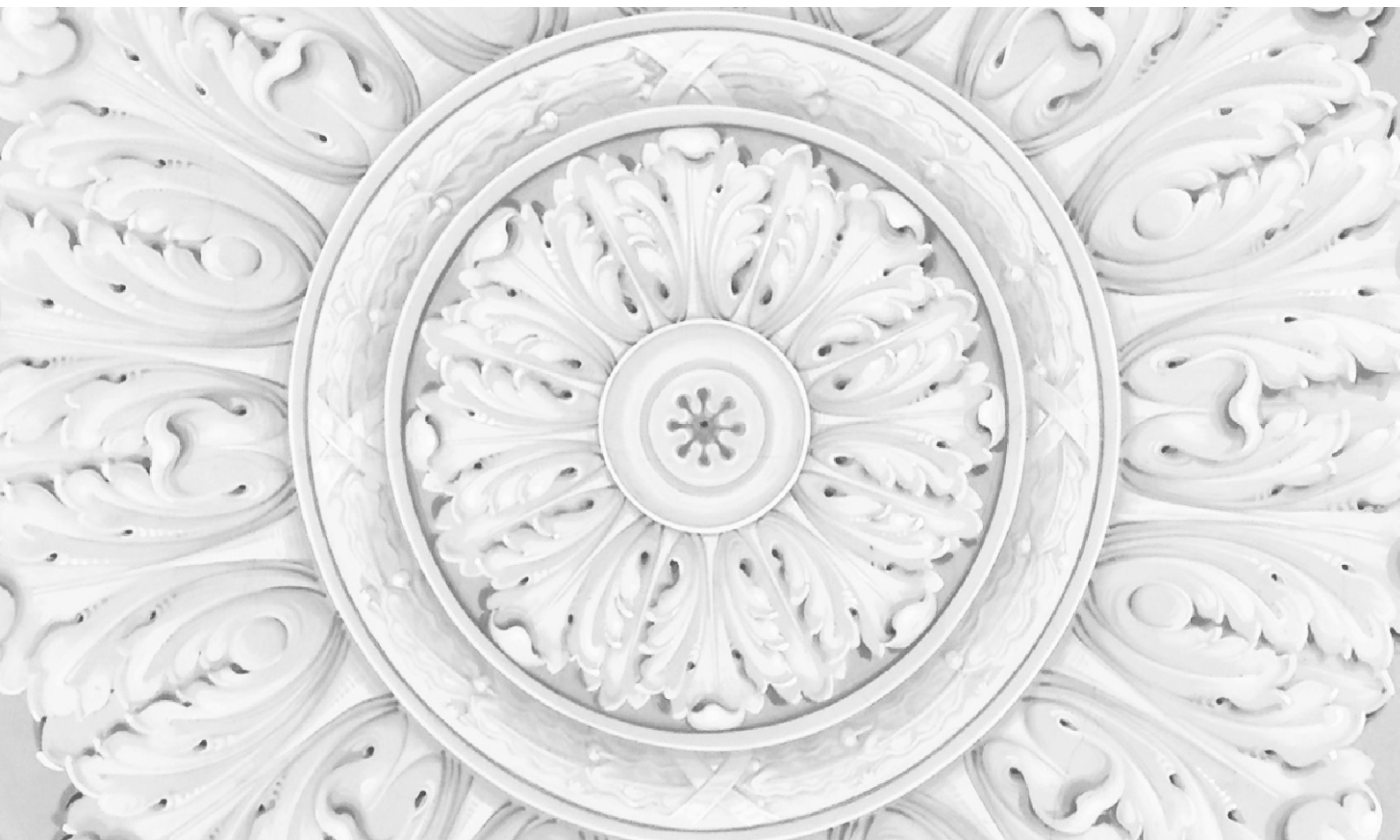




Банк России

Центральный банк Российской Федерации



**СЕРИЯ ДОКЛАДОВ
ОБ ЭКОНОМИЧЕСКИХ
ИССЛЕДОВАНИЯХ**

Константин Стырин

Прогнозирование инфляции
в России методом динамического
усреднения моделей

Константин Стырин

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования

E-mail: StyrinKA@cbr.ru

Автор выражает признательность дискуссантам Анне Пестовой и Валерию Черноокому и участникам семинаров в НИУ «Высшая школа экономики» и Банке России за полезные замечания, а также Владиславу Абрамову и Петру Милютину за неоценимую помощь в проведении исследования. Точка зрения, изложенная в данной статье, является исключительно точкой зрения автора исследования и необязательно совпадает с официальной точкой зрения Банка России. Банк России не несет ответственности за содержание этой статьи. Все ошибки, которые могут быть обнаружены в работе, являются моими.

Настоящий материал опубликован в виде статьи в рецензируемом научном журнале:

Styrin, K. (2019), "Forecasting Inflation in Russia Using Dynamic Model Averaging," *Russian Journal of Money and Finance*, 78(1), pp. 3–18.

doi: [10.31477/rjmf.201901.03](https://doi.org/10.31477/rjmf.201901.03)

© Центральный банк Российской Федерации, 2018

Адрес 107016, Москва, ул. Неглинная, 12
Телефоны +7 495 771-91-00, +7 495 621-64-65 (факс)
Сайт www.cbr.ru

Все права защищены. Содержание настоящего доклада выражает личную позицию авторов и может не совпадать с официальной позицией Банка России. Банк России не несет ответственности за содержание доклада. Любое воспроизведение представленных материалов допускается только с разрешения авторов.

Резюме

В данной работе строится псевдовыборочный (pseudo-out-of-sample) прогноз инфляции в России методом динамического усреднения моделей на исторических данных. Этот метод можно рассматривать как обобщение метода байесовского усреднения моделей, при котором модель, генерирующая данные, а также ее параметры могут изменяться со временем. Показано, что точность прогноза российской инфляции методом динамического усреднения моделей не превосходит точность прогнозов, полученных при помощи более простых эталонных моделей (benchmarks), даже если наиболее информативные предикторы отбираются на основе ретроспективного анализа полной выборки данных. Двумя группами предикторов с самой высокой апостериорной вероятностью включения в прогнозную модель являются кредиты нефинансовым организациям и физическим лицам, а также фактические и ожидаемые изменения заработной платы.

Ключевые слова: байесовское усреднение моделей, неопределенность параметров модели, эконометрическое моделирование, модель большой размерности, прогноз инфляции.

JEL классификация: C5, C53, E37

Содержание

1 Введение	5
2 Методология	6
2.1 Динамическое усреднение моделей	6
2.2 Псевдовневыборочное прогнозирование	12
2.3 Альтернативные модели прогнозирования	16
3 Данные	18
4 Эмпирические результаты	20
5 Заключение	25
Список литературы	26
Таблицы	28
Рисунки	45

1 Введение

В данной работе я использую метод динамического усреднения моделей (Dynamic Model Averaging, DMA) для прогнозирования месячного индекса потребительских цен (ИПЦ) в России на горизонтах от 1 до 6 месяцев вперед. Этот метод был разработан в статье Raftery et al. (2010), где в качестве примера его применения была использована инженерная задача. Koop and Korobilis (2012) впервые применили DMA для прогнозирования инфляции в США. В Koop and Korobilis (2011) DMA используется для прогнозирования макроэкономических переменных Великобритании, и точность прогнозов этим методом сравнивается с прогнозами других моделей, использующих большие массивы данных. Вугне et al. (2018) применяют DMA для прогнозирования обменных курсов, а Dangl and Halling (2012) — для прогнозирования доходности акций.

DMA исходит из того, что процесс генерации данных инфляции точно не известен. Предполагается, что с некоторой вероятностью эти данные могут быть получены с помощью любой из K альтернативных моделей, различающихся набором используемых предикторов. Прогноз DMA на дату t рассчитывается как средневзвешенное прогнозов, полученных с использованием всех альтернативных моделей, веса которых пропорциональны предсказательной плотности соответствующей индивидуальной модели $k \in \{1, \dots, K\}$ на дату t . В этом отношении метод DMA является обобщением метода байесовского усреднения моделей (Bayesian Model Averaging, BMA). BMA является общепринятым подходом к проблеме неопределенности процесса, генерирующего данные, в байесовской эконометрике (см., например, общее обсуждение в главе 11 Кооп (2003), а также Geweke and Whiteman (2006) об использовании BMA в прогнозировании). Wright (2009) использует BMA для прогнозирования инфляции в США. В отличие от BMA, метод DMA допускает случайные переключения с течением времени процесса, генерирующего данные, между различными моделями. Другими особенностями DMA являются изменяющиеся во времени параметры и стохастическая волатильность.

Я провожу стандартную процедуру псевдовневыборочного прогнозирования с

применением метода DMA и ряда эталонных прогнозов (benchmarks) на исторических данных, охватывающих период с января 2002 г. по сентябрь 2017 г., используя наблюдения за первые 60 месяцев как первоначальную оценочную выборку. Полученные результаты показывают, что метод DMA не позволяет получить прогнозы, точность которых превосходила бы прогнозы более простых бенчмарков, даже при условии предварительного отбора подмножества наиболее информативных предикторов на основе ретроспективного анализа полной выборки. Двумя группами предикторов с самой высокой средней апостериорной вероятностью включения являются кредиты нефинансовым организациям и физическим лицам и фактические и ожидаемые изменения заработной платы.

Далее статья структурирована следующим образом. Раздел 2 описывает метод DMA и детали процесса прогнозирования. Раздел 3 содержит описание данных. Раздел 4 посвящен эмпирическим результатам. В Разделе 5 представлены выводы.

2 Методология

2.1 Динамическое усреднение моделей

Применение DMA в данной работе соответствует описанию Koop and Korobilis (2012). Обозначим как y_t переменную, которую нужно спрогнозировать. В данном случае это месячный ИПЦ. Если горизонт прогнозирования равен h , то

$$y_t = \pi_t^h \equiv \frac{1200}{h} \log \left(\frac{CPI_t}{CPI_{t-h}} \right),$$

то есть y_t — это аннуализированный темп роста ИПЦ между датами $t - h$ и t . Обозначим через z_t вектор всех потенциальных предикторов. Он включает лаговые значения месячной инфляции и другие макроэкономические переменные, которые потенциально могут иметь прогностическую ценность для будущей инфляции. Я рассматриваю все возможные альтернативные модели прогнозирования, в каждой из которых задействовано определенное подмножество полного набора предикторов

z_t . Если размерность z_t равна M , то общее количество всех подмножеств z_t равно $K = 2^M$, как и число всех альтернативных моделей прогнозирования, которые можно построить на основе z_t . Какая именно комбинация предикторов позволит получить максимально точный прогноз, заранее не известно. Более того, допускается, что точность прогнозирования при помощи каждой отдельной модели может меняться с течением времени.

Предположим, что модель k использует в качестве предикторов подмножество $z_t^{(k)} \subseteq z_t$, $k = 1, \dots, K$. Тогда ее можно записать как:

$$y_t = z_t^{(k)'} \theta_t^{(k)} + \epsilon_t^{(k)} \quad (1)$$

где $\theta_t^{(k)}$ — вектор изменяющихся во времени ненаблюдаемых параметров, который следует процессу случайного блуждания

$$\theta_{t+1}^{(k)} = \theta_t^{(k)} + \eta_{t+1}^{(k)} \quad (2)$$

с возмущением, имеющим многомерное нормальное распределение:

$$\eta_t^{(k)} \sim \text{i.i.d.} \mathcal{N}(0, Q_t^{(k)})$$

На языке моделей типа “состояние – измерение” (state-space models) уравнение (2) называется законом движения ненаблюдаемого вектора состояния $\theta_t^{(k)}$, или просто уравнением состояния, тогда как уравнение (1) — уравнением измерений. Предполагается, что ошибка в уравнении измерений (1) имеет нормальное распределение:

$$\epsilon_t^{(k)} \sim \text{i.i.d.} \mathcal{N}(0, H_t^{(k)}).$$

Обозначим как y^t историю наблюдений ИПЦ вплоть до даты t включительно, $y^t \equiv (y_t, y_{t-1}, \dots, y_0)$, и как L_t — модель, генерирующую данные по состоянию на дату t . Если процесс, генерирующий данные (Data-Generating Process, DGP), по состоянию на дату $t - 1$ описывается моделью k , то с учетом истории наблюдений на

дату $t - 1$ вектор параметров имеет многомерное нормальное распределение

$$\theta_{t-1} | L_{t-1} = k, y^{t-1} \sim \mathcal{N} \left(\hat{\theta}_{t-1}^{(k)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(k)} \right),$$

где, допуская некоторую вольность в обозначениях,

$$\hat{\theta}_t^{(k)} \equiv \mathbb{E}(\theta_t | L_t = k, y^t),$$

$$\Sigma_{t|t}^{(k)} \equiv \mathbb{E} \left[(\theta_t - \hat{\theta}_t^{(k)})(\theta_t - \hat{\theta}_t^{(k)})' | L_t = k, y^t \right].$$

При условии, что модель k является DGP на следующую дату, то есть дату t , прогноз θ_t на один шаг вперед рассчитывается как

$$\theta_t | L_t = k, y^{t-1} \sim \mathcal{N} \left(\hat{\theta}_{t-1}^{(k)}, \Sigma_{t|t-1}^{(k)} \right),$$

где

$$\Sigma_{t|t-1}^{(k)} \equiv \mathbb{E} \left[(\theta_t - \hat{\theta}_t^{(k)})(\theta_t - \hat{\theta}_t^{(k)})' | L_t = k, y^{t-1} \right].$$

В конечном итоге уточненная оценка θ_t , использующая информацию, доступную на дату t , при условии, что модель k является DGP на дату t , то есть наукаст (оценка текущего состояния) θ_t , рассчитывается по формуле:

$$\theta_t | L_t = k, y^t \sim \mathcal{N} \left(\hat{\theta}_t^{(k)}, \Sigma_{t|t}^{(k)} \right).$$

С учетом закона движения $\theta_t^{(k)}$ (уравнение (2)) условная дисперсия прогноза вектора коэффициентов модели на один шаг вперед и условная дисперсия текущей его оценки условно на то, что модель k является DGP на дату t , связаны следующим образом:

$$\Sigma_{t|t-1}^{(k)} = \Sigma_{t-1|t-1}^{(k)} + Q_t^{(k)},$$

где ковариационная матрица вектора возмущений в уравнении состояния (2), $Q_t^{(k)}$, является ненаблюдаемой и, следовательно, подлежит оцениванию. Следуя Raftery

et al. (2010) и Коор and Korobilis (2012), я использую аппроксимацию, предполагая, что

$$\Sigma_{t|t-1}^{(k)} = \frac{1}{\lambda} \Sigma_{t-1|t-1}^{(k)}, \quad (3)$$

где величина коэффициента сглаживания λ полагается очень близко к единице, $0 < \lambda \lesssim 1$.

Применяя формулы стандартного фильтра Калмана, получаем уравнение обновления оценок $\hat{\theta}_t^{(k)}$ и $\Sigma_{t|t}^{(k)}$:

$$\hat{\theta}_t^{(k)} = \hat{\theta}_{t-1}^{(k)} + \Sigma_{t|t-1}^{(k)} z_t^{(k)} \left(H_t^{(k)} + z_t^{(k)'} \Sigma_{t|t-1}^{(k)} z_t^{(k)} \right)^{-1} \left(y_t - z_t^{(k)'} \hat{\theta}_{t-1}^{(k)} \right),$$

$$\Sigma_{t|t}^{(k)} = \Sigma_{t|t-1}^{(k)} - \Sigma_{t|t-1}^{(k)} z_t^{(k)} \left(H_t^{(k)} + z_t^{(k)'} \Sigma_{t|t-1}^{(k)} z_t^{(k)} \right)^{-1} z_t^{(k)'} \Sigma_{t|t-1}^{(k)}.$$

Плотность распределения вероятности θ_{t-1} условно на историю наблюдений до наступления даты $t - 1$ представляет собой средневзвешенное значение плотностей распределения для отдельных моделей:

$$p(\theta_{t-1} | y^{t-1}) = \sum_{k=1}^K p(\theta_{t-1} | L_{t-1} = k, y^{t-1}) \Pr(L_{t-1} = k, y^{t-1}),$$

где

$$p(\theta_{t-1} | L_{t-1} = k, y^{t-1}) \sim \mathcal{N} \left(\hat{\theta}_{t-1}^{(k)}, \Sigma_{t-1|t-1}^{(k)} \right).$$

Теперь введем обозначение для вероятности того, что модель l является DGP на дату t условно на историю наблюдений на дату s , при этом $s \leq t$:

$$\pi_{t|s,l} \equiv \Pr(L_t = l | y^s).$$

Отсюда следует, что

$$\Pr(L_{t-1} = k | y^{t-1}) = \pi_{t-1|t-1,k}.$$

Метод DMA предполагает, что модель, генерирующая данные, может быть различной в различные даты. В целом процесс переключения между различными мо-

делями, генерирующими данные, может характеризоваться матрицей вероятностей перехода достаточно общего вида

$$\mathcal{P} = (p_{kl})_{k,l=1}^K,$$

где p_{kl} – это вероятность того, что модель k является DGP на дату t , при условии что модель l является DGP на дату $t-1$ и $\sum_{k=1}^K p_{kl} = 1$. Тогда вероятность того, что модель k будет генерировать данные в периоде t условно на историю наблюдений вплоть до периода $t-1$ будет выглядеть следующим образом:

$$\pi_{t|t-1,k} = \sum_{l=1}^K \pi_{t-1|t-1,l} p_{kl}. \quad (4)$$

Практическая трудность с матрицей \mathcal{P} общего вида заключается в том, что она содержит большое количество дополнительных параметров, которые необходимо оценить. Эти параметры – вероятности перехода p_{kl} . В результате задача оценивания этих параметров является трудновыполнимой даже при небольшом количестве предикторов в z_t . Чтобы обойти это препятствие, Raftery et al. (2010) заменяют уравнение (4) аппроксимацией:

$$\pi_{t|t-1,k} = \frac{\pi_{t-1|t-1,k}^\alpha}{\sum_{l=1}^K \pi_{t-1|t-1,l}^\alpha},$$

где α – так называемый фактор забывания, меньший или равный единице, $0 < \alpha \lesssim 1$.

При заданных $\pi_{t|t-1,k}$ и y^t уравнение обновления для $\pi_{t|t,k}$ выглядит как:

$$\pi_{t|t,k} = \frac{\pi_{t|t-1,k} p_k(y_t | y^{t-1})}{\sum_{l=1}^K \pi_{t|t-1,l} p_l(y_t | y^{t-1})},$$

где

$$y_t | L_t = k, y^{t-1} \sim p_k(y_t | y^{t-1}) \equiv \mathcal{N}(z_t^{(k)'} \hat{\theta}_t^{(k)}, H_t^{(k)} + z_t^{(k)'} \Sigma_{t|t-1}^{(k)} z_t^{(k)}).$$

Рекурсивный точечный прогноз DMA получается путем усреднения точечных прогнозов всех отдельных моделей, веса которых берутся равными условным веро-

ятностям того, что соответствующая модель является DGP на ту дату, для которой строится прогноз:

$$\mathbb{E}(y_t|y^{t-1}) = \sum_{k=1}^K \pi_{t|t-1,k} z_t^{(k)'} \hat{\theta}_{t-1}^{(k)}. \quad (5)$$

Наряду с DMA-прогнозом также производится расчет точечного прогноза методом так называемого динамического отбора модели (Dynamic Model Selection, DMS). В качестве него берется точечный прогноз модели с максимальным значением условной вероятности того, что эта модель является DGP на дату, для которой строится прогноз:

$$k^* = \operatorname{argmax}_k \pi_{t|t-1,k},$$

$$\mathbb{E}(y_t|y^{t-1}) = z_t^{(k^*)'} \hat{\theta}_{t-1}^{(k^*)}.$$

Очевидно, что при заданных $H_t^{(k)}$, $\pi_{0|0,k}$ и $\theta_0^{(k)}$, $k = 1, \dots, K$, достаточно использовать выведенные выше аналитические формулы для расчета прогнозов, не прибегая к симуляциям соответствующих апостериорных распределений методом Монте-Карло по схеме марковских цепей (Markov Chain Monte Carlo, MCMC), что в данном случае потребовало бы значительных вычислительных ресурсов и временных затрат. Такой подход значительно упрощает производство расчетов.

Согласно Koop and Korobilis (2012), дисперсия ошибки в уравнении измерений (1) рассчитывается по следующей формуле:

$$\hat{H}_t^{(k)} = \kappa \hat{H}_{t-1}^{(k)} + (1 - \kappa) \left(y_t - z_t^{(k)'} \hat{\theta}_t^{(k)} \right)^2,$$

где κ – коэффициент сглаживания, $0 < \kappa < 1$.

Dangl and Halling (2012) предлагают еще один уровень усреднения – при помощи параметра забвения λ в уравнении (3). Высокие значения коэффициента λ подразумевают, что уровень неопределенности, которую создает вектор возмущений в уравнении состояния (2), η_{t+1} , не слишком высок. Это допущение может быть вполне обоснованным применительно к достаточно спокойным временным интервалам, но при этом быть не подходящим для периодов турбулентности. Для того чтобы учесть

изменение неопределенности во времени, обусловленной нововведениями в вектор коэффициентов θ_t , Dangi and Halling (2012) позволяют параметру забвения λ изменяться со временем. Это достигается следующим образом. Предусматривается сетка значений λ , например $\lambda_j \in \{0, 90, 0, 91, \dots, 1, 00\}$. При λ_j , $j = 1, 2, \dots, J$, прогноз рассчитывается по формуле (5). Наконец, все прогнозы $\mathbb{E}(y_t|y^{t-1}, \lambda_j)$ усредняются с весами, равными апостериорным вероятностям $\Pr(\lambda_j|y^{t-1})$, в результате чего получается окончательный прогноз:

$$\mathbb{E}(y_t|y^{t-1}) = \sum_{j=1}^J \Pr(\lambda_j|y^{t-1})\mathbb{E}(y_t|y^{t-1}, \lambda_j).$$

2.2 Псевдовневыборочное прогнозирование

Используя данные, описание которых приведено в следующем разделе, я оцениваю качество прогнозов методами DMA и DMS на ретроспективных данных с последующим сравнением его с качеством нескольких эталонных прогнозов (бенчмарков). В качестве бенчмарков я использую метод ВМА, байесовский выбор модели (Bayesian Model Selection, BMS) (см. Koop and Potter (2004); Wright (2009)), модель с ненаблюдаемыми компонентами и случайной волатильностью (Unobserved Components – Stochastic Volatility, UC-SV; см. Stock and Watson (2007)), байесовскую авторегрессию (Bayesian Autoregression) второго порядка по отдельности с постоянными (AR(2)) и изменяющимися во времени коэффициентами (TVP-AR(2)), DMA с минимальным набором предикторов, который включает свободный член и два лага инфляции (DMA-AR(2)), а также регрессию с полным набором предикторов и изменяющимися со временем параметрами (Time-Varying Parameter Kitchen Sink, TVP-KS).

Строго говоря, DMA рассматривает как отдельную модель любое возможное подмножество предикторов из имеющегося множества размером от одного (меняющийся во времени свободный член и один предиктор с меняющимся во времени коэффициентом) до M , когда в модель включаются свободный член и все предикторы (по крайней мере, это так в реализации Koop and Korobilis (2012)). Далее в рамках ме-

тогда DMA производится усреднение индивидуальных моделей с весами, равными апостериорным вероятностям того, что соответствующая модель является процессом генерации данных на заданную дату. Общее количество отдельных моделей $K = 2^M$. Набор данных, содержащий $M = 40$ временных рядов, является весьма умеренным по объему с точки зрения современных стандартов. Например, один популярный набор данных, составленный Stock and Watson (2012) и используемый в ряде исследований, содержит около 200 рядов квартальных данных макроэкономических показателей США. При $M = 40$, что в 5 раз меньше набора данных Stock and Watson (2012), количество всех возможных индивидуальных моделей $K = 2^M$ составляет порядка 1012. Для обработки такого большого количества моделей требуется высокая вычислительная мощность, а при выполнении расчетов на обычном компьютере или ноутбуке со стандартными техническими характеристиками – недопустимо большой объем времени. В этом проекте использовался пакет для языка статистического программирования *R* под названием *eDMA* (Catania and Nonejad (2018)), в котором реализованы эффективные алгоритмы и возможности для параллельных вычислений. Если $M = 20$, а количество наблюдений за рассматриваемый период времени равно 189, ноутбук Asus с 12-ядерным процессором Intel Core i9 и 64 Гб оперативной памяти выполняет все расчеты в рамках основного задания в течение 10 минут. Добавление каждого дополнительного предиктора удваивает количество моделей и, следовательно, время выполнения расчетов. Если количество предикторов увеличивается на 20, то есть с $M = 20$ до $M = 40$, время выполнения расчетов возрастает в $2^{20} \approx 10^6$ раз и составляет приблизительно $1/6 \times 10^6 \approx 19$ лет, что является недопустимо большой величиной.

В литературе описан ряд методов, которые позволяют ограничивать число отдельных моделей, задействованных в усреднении. Инженерный подход Raftery et al. (2010) предполагает использование пяти предикторов и рассмотрение только 17 их комбинаций в качестве потенциальных DGP, выбор которых осуществляется на основании внешней (априорной) информации о моделируемых физических процессах. При составлении прогноза инфляции методом BMA Wright (2009) рассматривает ис-

ключительно те индивидуальные модели, каждая из которых содержит свободный член, первый лаг инфляции и только один предиктор, что ограничивает количество моделей на уровне $K = M$. В других работах устанавливается верхний предел количества внешних предикторов: $M = 14$ в Коор and Korobilis (2012), $M = 15$ в Groen et al. (2013). Обе работы прогнозируют инфляцию в США. В работе Onorante and Raftery (2016) представлен наукаст ВВП еврозоны, использующий 30 предикторов. Проклятие размерности (curse of dimensionality) применительно к числу отдельных моделей обходится путем использования стохастического поиска в пространстве моделей. Важным допущением для обоснования данной аппроксимации является необходимость плавного перехода DGP от одной модели к другой (Catania and Nonejad (2018)). Анализ траекторий апостериорных вероятностей включения, которые были получены в Onorante and Raftery (2016) и других аналогичных работах и которые периодически совершают довольно выраженные колебания, показывает, что такое предположение не подтверждается данными. Промежуточный вывод, по-видимому, заключается в том, что с учетом текущего состояния доступных вычислительных мощностей в практических целях количество предикторов, которое может включаться в DMA, вряд ли может сильно превышать 20-25.

В данном исследовании используется набор данных, состоящий из 97 рядов российских макроэкономических показателей, которые охватывают период с января 2002 г. по сентябрь 2017 г. (189 наблюдений). В целях сделать оценку качества прогноза методом DMA осуществимой с точки зрения требуемого времени расчетов в данном исследовании я воспользовался “преимуществом ретроспективного анализа”: для каждого горизонта прогнозирования предварительно формируется набор наиболее эффективных предикторов на основании так называемой процедуры жесткого порогового значения (Ng (2013)). В соответствии с этим методом выполняется 97 прогнозных регрессий на полной выборке данных с месячной инфляцией в качестве зависимой переменной и одним показателем из списка предикторов одновременно в качестве предсказывающей переменной в дополнение к свободному члену. Затем все предикторы ранжируются в порядке убывания абсолютного значения t -статистики.

Ранжирование может различаться для двух различных горизонтов прогнозирования $h = 1, 2, \dots, 6$. После этого отбирается 19 предикторов, лучших по абсолютной величине t -статистики для каждого h , добавляется текущая и лаговая инфляция y_{t-1} и рассматриваются только $K = 219$ моделей, каждая из которых содержит свободный член, текущую инфляцию y_t , а также до 19 других предикторов и зависимую переменную y_{t+h} . Для этого набора моделей проводится оценка качества псевдовневыборочного прогнозирования. В данном случае такой прогноз не является 100%-но псевдовневыборочным прогнозом, поскольку, как уже упоминалось выше, предварительный отбор 19 из 97 предикторов осуществляется на всей выборке ретроспективно. Если окажется, что даже с учетом ретроспективного отбора предикторов метод DMA не дает значительного улучшения точности по сравнению с более простыми бенчмарками (что в результате и получится), то это будет еще одним убедительным аргументом против DMA в пользу более простых бенчмарков.

После завершения предварительного отбора рекурсивный псевдовневыборочный прогноз строится в соответствии со стандартным алгоритмом. Наблюдения за первые 60 временных периодов используются для первоначального оценивания модели. Таким образом, первый прогноз на месяц вперед составляется на март 2007 г., на два месяца вперед – на апрель 2007 г. и т. д. Последний прогноз составляется на сентябрь 2017 г. Горизонты прогнозирования – $h = 1, 2, \dots, 6$ месяцев. После построения прогноза на h месяцев вперед со дня t , на дату $t + h$, наблюдение за дату $t + 1$ добавляется к оценочной выборке, параметры модели прогнозирования переоцениваются (обновляются), а прогнозы на дату $t + 1 + h$ составляются исходя из данных, имеющихся на дату $t + 1$. Процедура повторяется до тех пор, пока вся выборка данных не будет исчерпана. Для простоты все ряды данных были сезонно скорректированы на полной выборке, а проблема “неровного края” (ragged edge) не принималась во внимание. Что касается последней, то хорошо известно, что ряды данных обновляются с задержкой различной продолжительности. Последние значения финансовых временных рядов доступны незамедлительно, тогда как подготовка к публикации данных, собранных национальными статистическими агентствами (в

России – Росстатом) или компаниями, проводящими опросы, может занимать от одного до двух месяцев и более. В целях упрощения в данной работе я исхожу из доступности значений всех предикторов за февраль 2007 г. на момент составления прогноза на месяц вперед, то есть на март 2007 г., хотя на самом деле данные за февраль публикуются Росстатом примерно 23 марта. Сезонная корректировка полной выборки и игнорирование проблемы “неровного края” – это два дополнительных преимущества ретроспективного анализа, которые применяются в данном упражнении и которые наряду с ретроспективным отбором предикторов делают прогноз методом DMA не полностью вневыборочным. И, что не менее важно, используемый набор данных содержит самые последние уточненные значения рядов макроэкономических показателей, которые отличаются от тех исторических данных, что публиковались в режиме реального времени.

2.3 Альтернативные модели прогнозирования

Ниже представлен полный перечень моделей, использованных в данной работе. Помимо DMA/DMS он включает бенчмарки, с прогнозами которых сравниваются прогнозы DMA/DMS.

DMA – динамическое усреднение моделей. Следуя предыдущим исследованиям, я выбрал значения $\alpha = 0,99$, $\kappa = 0,96$ и сетку значений $\lambda \{0,90, 0,91, \dots, 1,00\}$.

DMS – динамический выбор модели. DMS отличается от DMA тем, что вместо усреднения всех моделей для прогноза используется только одна модель с самой высокой апостериорной вероятностью. Параметры идентичны параметрам DMA.

BMA – байесовское усреднение моделей. DMA можно рассматривать как обобщение BMA. Подобно DMA BMA предполагает неопределенность относительно модели, генерирующей данные, из чего следует необходимость рассматривать несколько потенциальных моделей. В отличие от DMA, однако, BMA исходит из того, что процесс генерирования данных остается хотя и неизвестным, но неизменным со временем и параметры модели также не меняются с течением времени. BMA можно рассматривать как частный случай DMA с $\alpha = 1$, $\kappa = 1$ и $\lambda = 1$.

BMS – байесовский выбор модели. BMS подобен ВМА за тем исключением, что вместо усреднения всех моделей для прогноза используется только одна модель с самой высокой апостериорной вероятностью. Параметры идентичны параметрам ВМА.

UC-SV – модель с ненаблюдаемыми компонентами и случайной волатильностью. Эта модель продемонстрировала свою эффективность при прогнозировании инфляции в США (Stock and Watson (2007)). Она предполагает, что инфляция состоит из трендовой и временной компонент:

$$y_t = \tau_t + \eta_t,$$

$$\tau_t = \tau_{t-1} + \epsilon_t,$$

где η_t и ϵ_t – два независимых гауссовских процесса, каждый из которых является независимо и одинаково распределенным с изменяющимися во времени дисперсиями, соответственно, Q_t и R_t , где:

$$\log(Q_t) = \log(Q_{t-1}) + u_t,$$

$$\log(R_t) = \log(R_{t-1}) + v_t,$$

и u_t и v_t – два независимых одинаково распределенных гауссовских процесса. Прогноз UC-SV рассчитывается как $\mathbb{E}_t y_{t+h} = \mathbb{E}_t \tau_t$.

AR(2) – байесовская авторегрессия второго порядка.

TVP-AR(2) – авторегрессия второго порядка с меняющимися во времени коэффициентами.

DMA-AR(2) – частный случай DMA, в котором только два лага инфляции доступны в качестве предикторов.

TVP-KS – регрессия, которая содержит все предикторы из списка и параметры которой могут меняться с течением времени.

3 Данные

В данной работе используются месячные данные за период с января 2002 г. по сентябрь 2017 г. Прогнозируемой переменной является инфляция потребительских цен. Существует 97 экзогенных предикторов в определении Коор and Korobilis (2012), то есть в том смысле, что ни один из них не является лагом прогнозируемой переменной (полный перечень см. в Табл. 1). В качестве дополнительных предикторов в каждую индивидуальную модель DMA также включены свободный член, меняющийся во времени, и два лага инфляции.

Макроэкономические переменные, которые я рассматриваю как потенциальные предикторы:

— цены на товары и услуги на внутреннем рынке: индекс цен производителей, тарифы на грузовые перевозки и т.д.;

— деньги и кредит: денежные агрегаты, международные резервы Банка России, кредиты физическим и юридическим лицам и т.д.;

— показатели рынка труда: уровень безработицы, численность занятого населения;

— показатели реального сектора экономики: оборот розничной торговли, объем услуг населению, оборот оптовой торговли, инвестиции, реальные располагаемые доходы населения, реальная заработная плата, ввод в действие жилых домов, объем грузовых перевозок и т.д.;

— показатели финансового рынка: реальные и номинальные обменные курсы, индекс фондового рынка, процентные ставки и т.д.;

— опросные показатели: различные варианты индекса деловой активности PMI (композитный, производителей, сферы услуг и др.), который составляется лондонской консалтинговой компанией Markit; обследование промышленных предприятий “Российский экономический барометр” (РЭБ): текущие и ожидаемые цены на готовую продукцию и сырье, планируемые закупки оборудования и т.д.;

— показатели товарных рынков: мировые цены на нефть, алюминий, пшеницу и т.д.;

— показатели экономической активности в системно значимых экономиках, таких как США и еврозона.

Рассмотрение в качестве предиктора непотребительских цен на товары имеет простое логическое объяснение. По опыту, цены производителей являются более гибкими (менее инертными). Они быстрее реагируют на макроэкономические шоки, чем потребительские цены, и, следовательно, могут, по крайней мере теоретически, служить опережающим индикатором для потребительских цен. Рост транспортных издержек ведет к росту всех потребительских цен – хотя, возможно, и с некоторой задержкой. Эмпирически лаговые значения ИПЦ хорошо предсказывают величину будущей инфляции. Более того, опыт прогнозирования инфляции в США и других развитых странах показывает, что такой прогноз, который эквивалентен модели случайного блуждания для ИПЦ, как правило, трудно превзойти, используя более сложные модели (Atkeson and Ohanian (2001); Stock and Watson (2007); Faust and Wright (2013)). Переменные экономической активности передают информацию о состоянии совокупного спроса. Необычайно сильный рост экономической активности может свидетельствовать о продолжающемся росте производственных издержек и вызванном этим усилении инфляционного давления. Обменные курсы потенциально также являются информативным показателем, поскольку их изменения пусть не полностью и постепенно, но все же транслируются в изменения розничных цен на импортируемые потребительские товары, что подтверждено эмпирически (Burstein and Gopinath (2014)). Кроме того, наряду с ценами на другие активы обменные курсы являются, по сути, “впередсмотрящими” (forward-looking) переменными, которые реагируют на ожидаемые изменения траектории будущей инфляции и предполагаемую реакцию на эти изменения со стороны денежно-кредитной политики.

Все переменные, за исключением ИПЦ и показателей финансового рынка – процентных ставок, индекса фондового рынка и обменных курсов, – сезонно скорректированы с использованием сезонного фильтра Бюро переписи населения США X-13-ARIMA-SEATS, реализованного в пакете *seasonal* (<http://www.seasonal.website>) языка статистического программирования *R*. Ряды ИПЦ сезонно скорректированы

по методике, принятой в Банке России (Sapova et al. (2018)). Как уже упоминалось ранее, сезонная корректировка была проведена на полной выборке.

Все предикторы, содержащие единичный корень, – физические объемы (например, объем промышленного производства), номинальные величины (например, объем денежной массы) и цены в уровнях – были преобразованы в приближенно стационарные путем взятия первой разности логарифма исходной переменной.

4 Эмпирические результаты

Для оценки качества прогнозов использовались две стандартные метрики: среднеквадратичная ошибка прогноза (Root Mean Squared Forecast Error, RMSFE) и средняя абсолютная ошибка прогноза (Mean Absolute Forecast Error, MAFE). Значения RMSFE и MAFE для прогнозов DMA/DMS и конкурирующих прогнозов приведены в Табл. 2 и 3.

Из Табл. 2 следует, что прогнозы DMA/DMS не превосходят по качеству прогнозы бенчмарков. Качество прогнозов для этих двух моделей выше только на трехмесячном горизонте прогнозирования со значением RMSFE, равным 5,1 процентного пункта (п.п.). На горизонте прогнозирования $h = 1$ месяц наилучшее качество прогноза показала модель ВМА с $RMSFE = 3,5$ п.п. Точность прогноза DMA ($RMSFE = 3,6$ п. п.) близка к точности прогноза ВМА. Как ни удивительно, на горизонте $h = 2$ месяца наилучший прогноз был получен при использовании модели TVP-KS, включающей все предикторы из списка и изменяющиеся со временем коэффициенты. Такой результат является необычным, поскольку, как правило, такие регрессии генерируют прогнозы низкого качества, что обусловлено большим количеством оцениваемых параметров. Как и в предыдущем случае, прогнозы DMA/DMS находятся почти что на одном уровне с лидером со значением RMSFE, равным 4,7 и 4,8 п.п., соответственно, против 4,6 п.п. для прогнозов TVP-KS. На горизонтах $h = 4, 5, 6$ месяцев наиболее точные прогнозы дает модель DMA-AR(2), уступающая DMA/DMS на горизонтах $h = 1, 2, 3$ месяца. RMSFE прогнозов DMA-AR(2) посто-

янно находится на уровне 5,3 п.п. против 5,4 п.п. прогнозов DMA и 5,7-6,0 п.п. – DMS. В целом DMA/DMS не демонстрируют систематического превосходства над другими методами. Даже на горизонте $h = 3$ месяца, когда DMA/DMS показывают себя лучше других методов, преимущество этих двух моделей является весьма незначительным – отрыв от ближайшего конкурента составляет всего 0,3 п.п. Следует напомнить, что в нашем примере DMA/DMS пользуются важным преимуществом ретроспективного анализа: отбор наиболее информативных предикторов, используемых при прогнозировании на каждом горизонте h , осуществляется предварительно путем применения к полной выборке метода жесткого порогового значения (Ng (2013)). В целом приходится признать, что точность и DMA/DMS, и конкурирующих методов является крайне низкой в абсолютном выражении: ширина 67%-ного интервала прогнозирования составляет в зависимости от горизонта прогнозирования от 7 до 11 п.п., что весьма неудовлетворительно для применения в практических целях.

При оценивании качества прогнозов при помощи MAFE относительная расстановка DMA/DMS и конкурирующих моделей почти не меняется. DMA превосходит альтернативные методы только на горизонте прогнозирования $h = 3$ месяца. На горизонте $h = 1$ месяц наилучшие результаты показывает TVP-AR(2), на горизонте $h = 2$ месяца – TVP-KS, на горизонтах $h = 4, 5, 6$ месяцев – DMA-AR(2). И снова для каждого горизонта прогнозирования качество DMA/DMS оказывается почти вровень с методом, дающим наилучшие результаты: разница в величине MAFE всякий раз является незначительной.

Полученные данные об информативности каждого отдельного предварительно отобранного предиктора представлены в Табл. 4-9 и на Рис. 1-6.

Для каждого предварительно отобранного предиктора в Табл. 4-9 приводятся следующие статистики: (i) выборочное среднее значение коэффициента при этом предикторе; (ii) стандартное отклонение коэффициента; (iii) выборочное среднее апостериорной вероятности включения данного предиктора в DGP; (iv) выборочное стандартное отклонение вероятности включения данного предиктора в DGP. В зависимости от горизонта прогнозирования от 3 до 9 предварительно отобранных

предикторов имеют среднее выборочное значение апостериорной вероятности включения 0,25 или выше.

Как можно видеть из Табл. 4, при $h = 1$ месяц наиболее информативными предикторами являются номинальный эффективный обменный курс (f10), индекс отношения цен на выпускаемую и приобретаемую продукцию по данным обследования промышленных предприятий РЭБ (s36), кредиты нефинансовым организациям со сроком погашения до 1 года (f6) и мировые цены на пшеницу (f21). Информативность первых четырех предикторов не была однородной в течение периода выборки (см. Рис. 1). В начале периода вероятность включения каждого из предикторов была близка к 0. Вероятность включения роста объема кредитования характеризуется резким ростом около 2010 г. с последующим довольно быстрым падением до уровня ниже 0,30, тогда как относительная важность трех других предикторов увеличивается и вероятность включения номинального эффективного обменного курса остается на уровне почти 0,9 начиная с 2009 г., вероятность включения цены пшеницы сохраняется в диапазоне 0,6-0,9 начиная с 2011 г., а отношение цен на выпускаемую и покупаемую продукцию – в диапазоне 0,3-0,6 начиная со второй половины 2013 г.

Табл. 5 показывает, что при $h = 2$ месяца наиболее информативными предикторами являются индекс отношения цен на выпускаемую и приобретаемую продукцию (s36) и индекс ожидаемых изменений заработной платы (s41) по данным обследования промышленных предприятий РЭБ, а также рост кредитования нефинансовых организаций (f6 и f7). Апостериорная вероятность включения кредитов (f6 и f7) достигает довольно высоких показателей (0,4-0,6) в середине периода выборки и снижается к его концу (см. Рис. 2). Вероятность включения двух опросных индикаторов (s36 и s41), напротив, увеличивается со временем, и для индекса отношения цен на выпускаемую и приобретаемую продукцию (s36) она достигает 1.

При $h = 3$ месяца наиболее информативными предикторами, как показано в Табл. 6, являются кредиты физическим лицам со сроком погашения свыше одного года (f9), кредиты физическим лицам (w4), денежный агрегат M0 (f13) и номинальная заработная плата (r24). Апостериорная вероятность включения для двух

переменных кредитования является умеренной в период между 2007 и 2015 гг. (ниже 0,4), но впоследствии очень быстро достигает 1. Предсказательная сила M0 и номинальной заработной платы является довольно высокой до 2011 г. (вероятность включения 0,6–0,7 и 0,5–0,6 соответственно), но затем постепенно снижается (см. Рис. 3).

Для горизонта прогнозирования $h = 4$ месяца (см. Табл. 7 и Рис. 4) наиболее ценными предикторами являются кредиты нефинансовым организациям и физическим лицам со сроком погашения более одного года (f7 и f9 соответственно), кредиты физическим лицам (w4) и индекс ожидаемых изменений заработной платы в промышленности (s41). Динамика апостериорной вероятности включения трех переменных кредитования является весьма неравномерной и характеризуется резкими скачками и падениями. Ожидаемый рост заработной платы является слабоинформативным предиктором в период до 2010 г., но затем постепенно наращивает прогностическую способность: во второй половине периода выборки апостериорная вероятность его включения колеблется в диапазоне 0,5–0,9.

При $h = 5$ месяцев наиболее информативными предикторами, как показано в Табл. 8, являются кредиты нефинансовым организациям со сроком погашения до одного года (f6), денежный агрегат M0 (f13), номинальная заработная плата (r24) и ожидаемая доля финансово стабильных промышленных предприятий (s45). Прогностическая ценность кредитов и номинальной заработной платы со временем уменьшается (см. Рис. 5) со снижением вероятности их включения с 0,4 в начале периода выборки до 0,2 в конце. Денежный агрегат M0 оказывается высокоинформативным лишь эпизодически: в 2015–2016 гг. апостериорная вероятность его включения резко выросла до 0,6–0,7, но затем упала до 0,3–0,4. Прогностическая способность номинальной заработной платы также оказалась временной: вероятность ее включения, близкая к нулю в начале периода выборки, быстро росла после 2010 г., достигла 0,6 в 2012 г., а затем постепенно снизилась, приблизившись к 0,1 в конце периода выборки.

Результаты оценивания прогноза на самом длительном из рассмотренных гори-

зонтов прогнозирования, $h = 6$ месяцев, представлены в Табл. 9 и на Рис. 6. Основными предикторами на этом горизонте являются номинальная и реальная заработная плата ($r24$ и $r25$), индекс РМІ цен на сырье и материалы в сфере услуг ($s27$) и ожидаемые изменения объема закупок оборудования по данным РЭБа ($s44$). Апостериорная вероятность включения заработной платы значительно колеблется во времени в диапазоне от 0,2 до 0,5. Индекс РМІ оставался практически неинформативным до 2015 г., когда вероятность его включения быстро выросла с 0,1 почти до 1,0 в течение нескольких месяцев, но впоследствии, в 2017 г., постепенно снизилась до 0,6.

Подводя итоги, следует отметить, что две группы предикторов довольно часто получают высокие апостериорные веса. Первая группа – это кредиты компаниям нефинансового сектора и физическим лицам. Для всех горизонтов прогнозирования, по крайней мере, один предиктор из этой группы входит в число четырех наиболее эффективных. Из второй группы фактическая или ожидаемая заработная плата является одним из наиболее информативных предикторов на горизонтах прогнозирования от двух месяцев и более. Несколько предикторов входило в число лучших эпизодически. Так, денежный агрегат $M0$ оказывается полезным предиктором при прогнозировании инфляции на три и пять месяцев вперед. Индекс отношения цен на выпускаемую и приобретаемую продукцию в промышленности по данным обследований РЭБа является одним из лучших показателей на горизонтах в один и два месяца. Мировая цена на пшеницу и номинальный эффективный обменный курс имеют высокую прогностическую ценность при прогнозировании на один месяц вперед. Последнее может отражать влияние изменений обменного курса на динамику розничных цен на импортируемые товары, хотя, как отмечается в литературе, эффект переноса валютного курса является более выраженным на горизонтах более одного месяца (Burstein and Gopinath (2014)). Наконец, финансовое здоровье предприятий обрабатывающей промышленности является высокоинформативным предиктором на горизонте прогнозирования пять месяцев, тогда как индекс РМІ закупочных цен в сфере услуг и ожидаемые закупки оборудования по данным РЭБа

очень информативны на горизонте шести месяцев.

Декомпозиция дисперсии ошибки прогнозирования на четыре компоненты (Dangl and Halling (2012)) представлена в Табл. 10. Первая компонента под названием “Наблюдения” связана с разбросом данных. Появление второй компоненты, “Коэффициенты”, обусловлено тем, что параметры модели оцениваются с ошибкой. Третья компонента, “Модель”, учитывает неопределенность процесса получения данных. Последняя компонента, “Изменяющиеся во времени параметры”, отражает изменение коэффициентов DMA со временем. Декомпозиция приведена отдельно для DMA и ВМА для всех шести горизонтов прогнозирования. Из представленных данных следует, что изменчивость DGP является важным фактором, дающим вклад в ошибку прогноза, и объясняет от 10 до 17% дисперсии ошибки прогноза. Для ВМА неопределенность модели является менее важным фактором, вклад которого в дисперсию ошибки прогноза составляет не более 4%. Это обусловлено конструкцией самого метода, поскольку он, в отличие от DMA предполагает, что модель, которая генерирует данные, является неизменной, хотя и неизвестной. DMA же, напротив, в явной форме допускает возможность генерации данных разными моделями в разные периоды времени, причем переключение между ними происходит случайным образом. Метод ВМА также предполагает неизменность параметров модели, поэтому величина последней компоненты декомпозиции дисперсии, “Изменяющиеся во времени параметры”, в случае ВМА всегда равна нулю. По той же причине вклад ошибки оценивания в дисперсию ошибки прогнозирования при применении метода ВМА намного ниже, чем при использовании DMA.

5 Заключение

В данной работе представлен пример применения метода динамического усреднения моделей для прогнозирования месячной инфляции в России вне выборки оценивания. Хотя при прогнозировании инфляции в США метод DMA продемонстрировал высокую результативность, что подтверждается, например, работой Koop and

Korobilis (2012), при прогнозировании инфляции в России метод не показывает систематического превосходства над более простыми бенчмарками. Две группы предикторов характеризуются самыми высокими средними значениями апостериорной вероятности включения. Это, во-первых, кредиты нефинансовым организациям и физическим лицам, а во-вторых, динамика фактической или ожидаемой заработной платы по данным обследований предприятий. Первая группа предикторов, по-видимому, отражает инфляционное давление, вызванное совокупным спросом, а вторая – влияние издержек производства. Среди лучших предикторов нет переменных, которые были бы одинаково информативны на всем периоде выборки, с 2007 по 2018 г. Типичной является картина, когда вероятность апостериорного включения предиктора оказывается высокой на протяжении какого-то одного временного интервала и варьируется от умеренной до низкой на остальной части выборки. Декомпозиция дисперсии ошибки прогнозирования показывает, что изменение во времени модели, которая генерирует данные, является немаловажным фактором неопределенности прогноза.

Список литературы

- ATKESON, A. AND L. OHANIAN (2001): “Are Phillips Curves Useful for Forecasting Inflation?” *Federal Reserve Bank of Minnesota Quarterly Review*, 25, 2–11.
- BURSTEIN, A. AND G. GOPINATH (2014): “International Prices and Exchange Rates,” in *Handbook of International Economics*, vol. 4, ed. by G. Gopinath, E. Helpman, and K. Rogoff, North-Holland: Elsevier, 391–451.
- BYRNE, J., D. KOROBILIS, AND P. RIBEIRO (2018): “On the Sources of Uncertainty in Exchange Rate Predictability,” *International Economic Review*, 59, 329–357.
- CATANIA, L. AND N. NONEJAD (2018): “Dynamic Model Averaging for Practitioners in Economics and Finance: The eDMA Package,” *Journal of Statistical Software*, 84, 1–39.
- DANGL, T. AND M. HALLING (2012): “Predictive Regressions with Time-Varying Coefficients,” *Journal of Financial Economics*, 106, 157–181.
- FAUST, J. AND J. WRIGHT (2013): “Forecasting Inflation,” in *Handbook of Economic Forecasting*, vol. 2, ed. by G. Elliott and A. Timmerman, North-Holland: Elsevier.

- GEWEKE, J. AND C. WHITEMAN (2006): “Bayesian Forecasting,” in *Handbook of Economic Forecasting*, ed. by G. Elliott, C. Granger, and A. Timmerman, North-Holland: Elsevier, vol. 1.
- GROEN, J., R. PAAP, AND F. RAVAZZOLO (2013): “Real-Time Inflation Forecasting in a Changing World,” *Journal of Business and Economic Statistics*, 31, 29–44.
- KOOP, G. (2003): *Bayesian Econometrics*, Wiley.
- KOOP, G. AND D. KOROBILIS (2011): “UK Macroeconomic Forecasting with Many Predictors: Which Models Forecast Best and When Do They Do So?” *Economic Modelling*, 28, 2307–2318.
- (2012): “Forecasting Inflation Using Dynamic Model Averaging,” *International Economic Review*, 53, 867–886.
- KOOP, G. AND S. POTTER (2004): “Forecasting in Dynamic Factor Models Using Bayesian Model Averaging,” *Econometrics Journal*, 7, 550–565.
- NG, S. (2013): “Variable Selection in Predictive Regressions,” in *Handbook of Economic Forecasting*, vol. 2, ed. by G. Elliott and A. Timmermann, Elsevier, 752–789.
- ONORANTE, L. AND A. E. RAFTERY (2016): “Dynamic Model Averaging in Large Model Spaces Using Dynamic Occam’s Window,” *European Economic Review*, 81, 2–14.
- RAFTERY, A., M. KÁRNÝ, AND P. ETTLER (2010): “Online Prediction under Model Uncertainty via Dynamic Model Averaging: Application to a Cold Rolling Mill,” *Technometrics*, 52, 52–66.
- SAPOVA, A., A. PORSHAKOV, A. ANDREEV, AND E. SHATILO (2018): “Review of Methodological Specifics of Consumer Price Index Seasonal Adjustment in the Bank of Russia,” Working paper no. 33, Bank of Russia.
- STOCK, J. AND M. WATSON (2007): “Has Inflation Become Harder to Forecast?” *Journal of Money, Credit, and Banking*, 39, 3–34.
- STOCK, J. H. AND M. W. WATSON (2012): “Disentangling the Channels of the 2007-2009 Recession,” *Brookings Papers on Economic Activity* 42, 81–135.
- WRIGHT, J. (2009): “Forecasting U.S. Inflation by Bayesian model averaging,” *Journal of Forecasting*, 28, 131–144.

Таблицы

Таблица 1: Описание предикторов

Обозначение	Название	Источник
f1	Ставка по краткосрочным рублевым кредитам физическим лицам	ЦБ РФ
f2	Ставка по долгосрочным рублевым кредитам физическим лицам	ЦБ РФ
f3	Ставка по краткосрочным рублевым кредитам нефинансовым организациям	ЦБ РФ
f4	Ставка по долгосрочным рублевым кредитам нефинансовым организациям	ЦБ РФ
f5	Ставка по межбанковским кредитам “овернайт”	W < НА
f6	Кредиты нефинансовым организациям до 1 года, ежемесячные изменения, %	ЦБ РФ
f7	Кредиты нефинансовым организациям свыше 1 года, ежемесячные изменения, %	ЦБ РФ
f8	Кредиты физическим лицам до 1 года, ежемесячные изменения, %	ЦБ РФ
f9	Кредиты физическим лицам свыше 1 года, ежемесячные изменения, %	ЦБ РФ
f10	Номинальный эффективный обменный курс, ежемесячные изменения, %	ЦБ РФ
f11	Реальный эффективный обменный курс, ежемесячные изменения, %	ЦБ РФ
f12	Денежный агрегат M2, ежемесячные изменения, %	ЦБ РФ
f13	Денежный агрегат M0, ежемесячные изменения, %	ЦБ РФ
f14	Международные резервы ЦБ РФ	ЦБ РФ
f15	Ставка по краткосрочным депозитам физических лиц	ЦБ РФ
f16	Ставка по краткосрочным депозитам нефинансовых организаций	ЦБ РФ
f17	Ставка по долгосрочным депозитам физических лиц	ЦБ РФ
f18	Ставка по долгосрочным депозитам нефинансовых организаций	ЦБ РФ
f19	Индекс Мосбиржи, ежемесячные изменения, %	Московская биржа
f20	Мировая цена на нефть, ежемесячные изменения, %	Bloomberg
f21	Мировая цена на пшеницу, ежемесячные изменения, %	Bloomberg

Продолжается на следующей странице

Таблица 1 – продолжение

Обозначение	Название	Источник
f22	Мировая цена на природный газ, ежемесячные изменения, %	Bloomberg
f23	Мировая цена на алюминий, ежемесячные изменения, %	Bloomberg
f24	Мировая цена на никель, ежемесячные изменения, %	Bloomberg
f25	Объем промышленного производства в США, ежемесячные изменения, %	Bloomberg
f26	Суммарное количество промышленных заказов в ЕС	Bloomberg
f27	Индекс промышленного оптимизма Европейской комиссии	Bloomberg
f28	Индекс деловой активности промышленности США ISM Manufacturing PM (с учетом сезонности)	Bloomberg
f29	Объем промышленного производства в еврозоне	Bloomberg
f30	Дефлятор цен на инвестиционные товары	Bloomberg
r1	Экспорт, всего	Росстат
r2	Экспорт, СНГ	Росстат
r3	Экспорт за пределы СНГ	Росстат
r4	Индекс промышленного производства ОКВЭД	Росстат
r5	Индекс промышленного производства: добыча полезных ископаемых (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r6	Индекс промышленного производства: обрабатывающие производства (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r7	Индекс промышленного производства: электричество, газ и водоснабжение (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r8	Индекс промышленного производства: металлургическое производство и производство готовых металлических изделий (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r9	Индекс промышленного производства: целлюлозно-бумажное производство; издательская и полиграфическая деятельность (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r10	Индекс промышленного производства: химическое производство (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r11	Индекс промышленного производства: производство кокса и нефтепродуктов (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r12	Индекс промышленного производства: производство электрооборудования, электронного и оптического оборудования (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат

Продолжается на следующей странице

Таблица 1 – продолжение

Обозначение	Название	Источник
r13	Индекс промышленного производства: производство пищевых продуктов, включая напитки, и табака (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r14	Индекс промышленного производства: производство кожи, изделий из кожи и производство обуви (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r15	Индекс промышленного производства: производство прочих неметаллических минеральных продуктов (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r16	Индекс промышленного производства: текстильное и швейное производство (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r17	Индекс промышленного производства: производство резиновых и пластмассовых изделий (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r18	Индекс промышленного производства: производство транспортных средств и оборудования (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r19	Индекс промышленного производства: обработка древесины и производство изделий из дерева (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r20	Индекс промышленного производства: производство машин и оборудования (без поправки на сезонность, 2005=100)	Росстат
r21	Производство сельскохозяйственной продукции (без поправки на сезонность), ежемесячные изменения, %	Росстат
r22	Объем работ по виду деятельности “Строительство”	Росстат
r23	Ввод в действие жилых домов, ежемесячные изменения, %	Росстат
r24	Номинальная заработная плата	Росстат
r25	Реальная заработная плата	Росстат
r26	Реальные располагаемые доходы населения (без поправки на сезонность), ежемесячные изменения, %	Росстат
r27	Реальный размер назначенных пенсий	Росстат
r28	Оборот розничной торговли	Росстат
r29	Оборот розничной торговли: пищевые продукты, включая напитки, и табачные изделия	Росстат
r30	Оборот розничной торговли: непродовольственные товары	Росстат

Продолжается на следующей странице

Таблица 1 – продолжение

Обозначение	Название	Источник
r31	Объем платных услуг населению	Росстат
r32	Объем грузоперевозок, ежемесячные изменения, %	Росстат
r33	Грузооборот железнодорожного транспорта, ежемесячные изменения, %	Росстат
r34	Индекс выпуска базовых отраслей промышленности (без поправки на сезонность), ежемесячные изменения, %	Росстат
r35	Уровень безработицы, %	Росстат
r36	Численность занятого населения, ежемесячные изменения, %	Росстат
ro4	Индекс промышленного производства	Росстат
ro5	Индекс промышленного производства: добыча полезных ископаемых	Росстат
ro6	Индекс промышленного производства: обрабатывающие производства	Росстат
ro7	Индекс промышленного производства: обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха	Росстат
ro8	Индекс промышленного производства: водоснабжение; водоотведение, организация сбора и утилизации отходов, деятельность по ликвидации загрязнений	Росстат
ro9	Индексы производства: производство металлургическое	Росстат
ro10	Индексы производства: производство готовых металлических изделий, кроме машин и оборудования	Росстат
ro11	Индексы производства: производство бумаги и бумажных изделий	Росстат
ro12	Индексы производства: деятельность полиграфическая и копирование носителей информации	Росстат
ro13	Индексы производства: производство химических веществ и химических продуктов	Росстат
ro14	Индексы производства: производство кокса и нефтепродуктов	Росстат
ro15	Индексы производства: производство электрического оборудования	Росстат
ro16	Индексы производства: производство пищевых продуктов	Росстат
ro17	Индексы производства: производство напитков	Росстат
ro18	Индексы производства: производство табачных изделий	Росстат

Продолжается на следующей странице

Таблица 1 – продолжение

Обозначение	Название	Источник
ro19	Индексы производства: производство кожи и изделий из кожи	Росстат
ro20	Индексы производства: производство прочей неметаллической минеральной продукции	Росстат
ro21	Индексы производства: производство текстильных изделий	Росстат
ro22	Индексы производства: производство одежды	Росстат
ro23	Индексы производства: производство резиновых и пластмассовых изделий	Росстат
ro24	Индексы производства: производство автотранспортных средств, прицепов и полуприцепов	Росстат
ro25	Индексы производства: производство прочих транспортных средств и оборудования	Росстат
ro26	Индексы производства: обработка древесины и производство изделий из дерева и пробки, кроме мебели, производство изделий из соломки и материалов для плетения	Росстат
ro27	Индексы производства: производство машин и оборудования, не включенных в другие группировки	Росстат
s1	Индекс предпринимательской уверенности: добыча полезных ископаемых	Росстат
s2	Индекс предпринимательской уверенности: обрабатывающие производства	Росстат
s3	Индекс предпринимательской уверенности: производство и распределение электроэнергии, газа и воды	Росстат
s4	PMI: сводный – выпуск (с учетом сезонности)	Markit
s5	PMI: сводный – новые заказы (с учетом сезонности)	Markit
s6	PMI: сводный – цены на сырье и материалы (с учетом сезонности)	Markit
s7	PMI: сводный – цены на продукцию (с учетом сезонности)	Markit
s8	PMI: сводный – занятость (с учетом сезонности)	Markit
s9	PMI: сводный – задержки с выполнением заказов (с учетом сезонности)	Markit
s10	PMI: промышленность (с учетом сезонности)	Markit
s11	PMI: промышленность – выпуск (с учетом сезонности)	Markit
s12	PMI: промышленность – новые заказы (с учетом сезонности)	Markit

Продолжается на следующей странице

Таблица 1 – продолжение

Обозначение	Название	Источник
s13	PMI: промышленность – новые экспортные заказы (с учетом сезонности)	Markit
s14	PMI: промышленность – готовая продукция (с учетом сезонности)	Markit
s15	PMI: промышленность – занятость (с учетом сезонности)	Markit
s16	PMI: промышленность – запасы готовой продукции (с учетом сезонности)	Markit
s17	PMI: промышленность – реализация готовой продукции (с учетом сезонности)	Markit
s18	PMI: промышленность – цены на сырье и материалы (с учетом сезонности)	Markit
s19	PMI: промышленность – цены на продукцию (с учетом сезонности)	Markit
s20	PMI: промышленность – срок выполнения заказа (с учетом сезонности)	Markit
s21	PMI: промышленность – задержки с выполнением заказов (с учетом сезонности)	Markit
s22	PMI: услуги – деловая активность (с учетом сезонности)	Markit
s23	PMI: услуги – новые предприятия (с учетом сезонности)	Markit
s24	PMI: услуги – существующие предприятия (с учетом сезонности)	Markit
s25	PMI: услуги – занятость (с учетом сезонности)	Markit
s26	PMI: услуги – тарифы (с учетом сезонности)	Markit
s27	PMI: услуги – цены на сырье и материалы (с учетом сезонности)	Markit
s28	РЭБ: диффузный индекс задолженности банкам, промышленность, ожидаемые изменения (доля предприятий с растущим за 3 месяца показателем)	РЭБ
s29	РЭБ: диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, промышленность, фактические изменения (доля предприятий с растущим за 1 месяц показателем)	РЭБ
s30	РЭБ: диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, промышленность, фактические изменения (доля предприятий с растущим за 1 месяц показателем)	РЭБ

Продолжается на следующей странице

Таблица 1 – продолжение

Обозначение	Название	Источник
s31	РЭБ: диффузный индекс заработной платы, промышленность, фактические изменения (доля предприятий с растущим за 1 месяц показателем)	РЭБ
s32	РЭБ: Диффузный индекс занятости, промышленность, фактические изменения (доля предприятий с растущим за 1 месяц показателем)	РЭБ
s33	РЭБ: диффузный индекс выпуска, промышленность, фактические изменения (доля предприятий с растущим за 1 месяц показателем)	РЭБ
s34	РЭБ: диффузный индекс портфеля заказов, промышленность, фактические изменения (доля предприятий с растущим за 1 месяц показателем)	РЭБ
s35	РЭБ: диффузный индекс запасов готовой продукции, промышленность, фактические изменения (доля предприятий с растущим за 1 месяц показателем)	РЭБ
s36	РЭБ: диффузный индекс отношения цен на выпускаемую и приобретаемую продукцию, промышленность, фактические изменения (доля предприятий с улучшившимся за 1 месяц отношением)	РЭБ
s37	РЭБ: диффузный индекс закупок оборудования, промышленность, фактические изменения (доля предприятий с растущим за 1 месяц показателем)	РЭБ
s38	PMI: услуги – ожидания предпринимателей	Markit
s39	РЭБ: диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, промышленность, ожидаемые изменения (доля предприятий с растущим за 3 месяца показателем)	РЭБ
s40	РЭБ: диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, промышленность, ожидаемые изменения (доля предприятий с растущим за 3 месяца показателем)	РЭБ
s41	РЭБ: диффузный индекс заработной платы, промышленность, ожидаемые изменения (доля предприятий с растущим за 3 месяца показателем)	РЭБ
s42	РЭБ: диффузный индекс занятости, промышленность, ожидаемые изменения (доля предприятий с растущим за 3 месяца показателем)	РЭБ

Продолжается на следующей странице

Таблица 1 – продолжение

Обозначение	Название	Источник
s43	РЭБ: диффузный индекс выпуска, промышленность, ожидаемые изменения (доля предприятий с растущим за 3 месяца показателем)	РЭБ
s44	РЭБ: диффузный индекс закупок оборудования, промышленность, ожидаемые изменения (доля предприятий с растущим за 3 месяца показателем)	РЭБ
s45	РЭБ: диффузный индекс финансового состояния, промышленность, ожидаемые изменения (доля предприятий, у которых оно улучшится через 3 месяца)	РЭБ
s46	РЭБ: ожидаемый портфель заказов	РЭБ
s47	РЭБ: загрузка производственных мощностей, промышленность (нормальный месячный уровень = 100)	РЭБ
s48	РЭБ: загрузка наличной рабочей силы, промышленность (нормальный месячный уровень = 100)	РЭБ
s49	РЭБ: запасы готовой продукции, промышленность (нормальный месячный уровень = 100)	РЭБ
s50	РЭБ: портфель заказов, промышленность (нормальный месячный уровень = 100)	РЭБ
s51	РЭБ: доля предприятий в “хорошем” или “нормальном” финансовом состоянии, промышленность, %	РЭБ
w1	Импорт, всего	Росстат
w2	Импорт из стран СНГ	Росстат
w3	Импорт, кроме стран СНГ	Росстат
w4	Рублевые кредиты физическим лицам, ежемесячные изменения, %	ЦБ РФ
w5	Гармонизированный индекс промышленного производства	ЦБ РФ

Примечание: ЦБ РФ – Центральный банк Российской Федерации; РЭБ – “Российский экономический барометр”.

Таблица 2: Качество псевдовневыборочного прогноза методом DMA по сравнению с бенчмарками: оценка с помощью RMSFE

Модель	Горизонт прогнозирования, месяцы					
	1	2	3	4	5	6
DMA	3,6	4,7	5,1	5,4	5,4	5,4
DMS	3,8	4,8	5,1	5,7	5,9	6,0
BMA	3,5	5,1	5,6	5,6	5,7	5,7
BMS	3,6	5,2	5,7	5,6	5,8	5,8
UC-SV	5,6	6,4	6,7	6,9	6,9	6,8
AR(2)	3,8	5,3	5,7	5,8	5,8	5,8
TVP-AR(2)	4,0	5,3	5,6	5,6	5,6	5,8
DMA-AR(2)	4,0	5,6	5,4	5,3	5,3	5,3
TVP-KS	3,8	4,6	6,0	5,6	6,0	5,4

Примечание: значения среднеквадратичной ошибки прогнозирования (Root Mean Squared Forecast Error, RMSFE) для псевдовневыборочного прогноза при оценивании на выборке, охватывающей период с января 2002 г. по сентябрь 2017 г. Для первоначального прогноза использованы первые 60 месячных наблюдений. DMA – динамическое усреднение моделей; DMS – динамический выбор модели; BMA – байесовское усреднение моделей; BMS – байесовский выбор модели; UC-SV – модель с ненаблюдаемыми компонентами и случайной волатильностью; AR(2) – байесовская авторегрессия второго порядка; TVP-AR(2) – байесовская авторегрессия второго порядка с изменяющимися во времени коэффициентами; DMA-AR(2) – частный случай DMA с включением текущей инфляции и ее первого лага; TVP-KS – регрессия с полным набором предикторов и изменяющимися во времени параметрами.

Таблица 3: Качество псевдовневыборочного прогноза методом DMA по сравнению с бенчмарками: оценка с помощью MAFE

Модель	Горизонт прогнозирования, месяцы					
	1	2	3	4	5	6
DMA	2,7	3,5	3,5	3,9	4,0	3,8
DMS	2,8	3,5	3,7	4,0	4,3	4,2
BMA	2,7	3,6	3,8	3,8	3,9	3,8
BMS	2,8	3,7	4,0	3,8	4,0	3,9
UC-SV	3,6	4,0	4,1	4,2	4,3	4,5
AR(2)	2,7	3,8	3,9	4,0	4,0	4,1
TVP-AR(2)	2,6	3,7	3,8	3,7	3,8	4,0
DMA-AR(2)	2,6	3,8	3,8	3,7	3,7	3,7
TVP-KS	2,8	3,4	4,1	4,2	4,3	4,0

Примечание: значения средней абсолютной ошибки прогнозирования (MAFE) для псевдовневыборочного прогноза при оценивании на выборке, охватывающей период с января 2002 г. по сентябрь 2017 г. Для первоначального прогноза использованы первые 60 месячных наблюдений. DMA – динамическое усреднение моделей; DMS – динамический выбор модели; BMA – байесовское усреднение моделей; BMS – байесовский выбор модели; UC-SV – модель с ненаблюдаемыми компонентами и случайной волатильностью; AR(2) – байесовская авторегрессия второго порядка; TVP-AR(2) – байесовская авторегрессия второго порядка с изменяющимися во времени коэффициентами; DMA-AR(2) – частный случай DMA с включением текущей инфляции и ее первого лага; TVP-KS – регрессия с полным набором предикторов и изменяющимися во времени параметрами.

Таблица 4: Прогноз методом DMA для горизонта один месяц

Предиктор	$\mathbb{E}[\theta_t]$	Std.Dev. $[\theta_t]$	$\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$	Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$
Свободный член	3,11	1,28	1,00	0,00
Инфляция	0,47	0,09	1,00	0,00
Инфляция(-1) (первый лаг)	-0,03	0,04	0,19	0,13
s26	0,00	0,01	0,15	0,12
s46	0,00	0,00	0,12	0,09
s36	-0,01	0,00	0,25	0,19
s7	0,00	0,00	0,13	0,06
s39	0,00	0,00	0,13	0,07
s41	0,00	0,00	0,14	0,09
s27	0,00	0,00	0,13	0,05
f10	-3,77	1,45	0,81	0,20
f17	0,00	0,00	0,15	0,07
s45	0,00	0,00	0,08	0,06
f21	0,51	0,34	0,58	0,26
s6	0,00	0,00	0,13	0,10
f6	0,24	0,24	0,26	0,05
s43	0,00	0,00	0,08	0,03
s18	0,00	0,00	0,15	0,11
s44	0,00	0,00	0,07	0,05
s40	0,00	0,00	0,08	0,03
f18	0,00	0,01	0,17	0,09

Примечание: зависимая переменная – месячный показатель ИПЦ на один месяц вперед (инфляция (+1)). Каждая отдельная модель обязательно содержит свободный член и текущий уровень инфляции. $\mathbb{E}[\theta_t]$ – выборочное среднее значение коэффициента регрессора, а Std.Dev. $[\theta_t]$ – величина стандартного отклонения этого коэффициента. $\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное среднее апостериорной вероятности включения предиктора в DGP, Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное стандартное отклонение вероятности включения предиктора в DGP. Названия предикторов приведены в Табл. 1.

Таблица 5: Прогноз методом DMA для горизонта два месяца

Предиктор	$\mathbb{E}[\theta_t]$	Std.Dev. $[\theta_t]$	$\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$	Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$
Свободный член	0,62	3,02	1,00	0,00
Инфляция	0,00	0,26	1,00	0,00
Инфляция(-1) (первый лаг)	0,01	0,01	0,09	0,04
s46	0,00	0,00	0,05	0,02
s41	0,01	0,01	0,42	0,27
s45	0,00	0,00	0,09	0,05
s43	0,00	0,00	0,11	0,08
s44	0,01	0,01	0,20	0,30
f15	0,00	0,02	0,14	0,05
s39	0,00	0,00	0,09	0,08
s40	0,00	0,00	0,05	0,01
s36	-0,03	0,04	0,36	0,40
s27	-0,01	0,01	0,22	0,15
f1	0,00	0,01	0,09	0,06
r21	-0,06	0,15	0,12	0,03
s3	0,00	0,00	0,09	0,04
f6	0,49	0,67	0,23	0,07
s6	0,01	0,02	0,16	0,17
f7	0,36	2,18	0,29	0,09
s26	0,00	0,01	0,15	0,08
s25	0,00	0,00	0,10	0,06

Примечание: зависимая переменная – месячный показатель ИПЦ на два месяца вперед (инфляция (+2)). Каждая отдельная модель обязательно содержит свободный член и текущий уровень инфляции. $\mathbb{E}[\theta_t]$ – выборочное среднее значение коэффициента регрессора, а Std.Dev. $[\theta_t]$ – величина стандартного отклонения этого коэффициента. $\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное среднее апостериорной вероятности включения предиктора в DGP, Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное стандартное отклонение вероятности включения предиктора в DGP. Названия предикторов приведены в Табл. 1.

Таблица 6: Прогноз методом ДМА для горизонта три месяца

Предиктор	$\mathbb{E}[\theta_t]$	Std.Dev. $[\theta_t]$	$\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$	Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$
Свободный член	10,61	11,63	1,00	0,00
Инфляция	0,10	0,12	1,00	0,00
Инфляция(-1) (первый лаг)	0,03	0,03	0,17	0,11
s40	0,00	0,00	0,05	0,02
s41	0,01	0,01	0,30	0,30
s44	0,00	0,00	0,06	0,04
s43	0,00	0,00	0,06	0,03
s39	0,00	0,00	0,15	0,15
s46	0,00	0,00	0,04	0,01
s3	0,00	0,01	0,07	0,03
f6	0,32	0,47	0,20	0,11
r24	-1,60	2,11	0,31	0,18
f15	-0,01	0,07	0,27	0,22
f1	0,00	0,00	0,06	0,02
f9	-72,32	129,08	0,50	0,29
s20	0,00	0,01	0,08	0,03
w4	65,57	119,76	0,52	0,28
f7	0,27	0,33	0,20	0,07
s25	0,00	0,00	0,07	0,04
f13	-2,56	2,65	0,38	0,18
s37	0,00	0,00	0,09	0,06

Примечание: зависимая переменная – месячный показатель ИПЦ на три месяца вперед (инфляция (+3)). Каждая отдельная модель обязательно содержит свободный член и текущий уровень инфляции. $\mathbb{E}[\theta_t]$ – выборочное среднее значение коэффициента регрессора, а Std.Dev. $[\theta_t]$ – величина стандартного отклонения этого коэффициента. $\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное среднее апостериорной вероятности включения предиктора в DGP, Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное стандартное отклонение вероятности включения предиктора в DGP. Названия предикторов приведены в Табл. 1.

Таблица 7: Прогноз методом DMA для горизонта четыре месяца

Предиктор	$\mathbb{E}[\theta_t]$	Std.Dev. $[\theta_t]$	$\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$	Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$
Свободный член	6,11	13,98	1,00	0,00
Инфляция	0,20	0,13	1,00	0,00
Инфляция(-1) (первый лаг)	0,02	0,04	0,20	0,07
s20	0,00	0,01	0,08	0,06
s7	0,00	0,01	0,09	0,06
s44	0,00	0,00	0,08	0,04
s26	-0,01	0,01	0,14	0,09
s3	-0,01	0,01	0,09	0,05
s27	-0,01	0,01	0,14	0,10
f9	-8,62	20,96	0,34	0,11
s13	0,00	0,00	0,07	0,07
s41	0,02	0,02	0,50	0,32
s6	0,00	0,00	0,11	0,05
s46	0,00	0,00	0,10	0,06
s31	0,00	0,00	0,15	0,11
s35	0,00	0,00	0,06	0,04
w4	3,20	12,92	0,39	0,09
s43	0,00	0,00	0,11	0,07
f1	-0,01	0,01	0,10	0,10
f7	0,20	1,21	0,25	0,07
s40	0,00	0,00	0,10	0,07

Примечание: зависимая переменная – месячный показатель ИПЦ на четыре месяца вперед (инфляция (+4)). Каждая отдельная модель обязательно содержит свободный член и текущий уровень инфляции. $\mathbb{E}[\theta_t]$ – выборочное среднее значение коэффициента регрессора, а Std.Dev. $[\theta_t]$ – величина стандартного отклонения этого коэффициента. $\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное среднее апостериорной вероятности включения предиктора в DGP, Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное стандартное отклонение вероятности включения предиктора в DGP. Названия предикторов приведены в Табл. 1.

Таблица 8: Прогноз методом DMA для горизонта пять месяцев

Предиктор	$\mathbb{E}[\theta_t]$	Std.Dev. $[\theta_t]$	$\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$	Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$
Свободный член	0,41	6,37	1,00	0,00
Инфляция	0,15	0,21	1,00	0,00
Инфляция(-1) (первый лаг)	0,00	0,01	0,06	0,02
s27	-0,02	0,03	0,18	0,18
s44	0,00	0,00	0,09	0,07
r29	0,50	0,83	0,19	0,07
r2	-0,06	0,09	0,10	0,05
s6	0,00	0,01	0,12	0,07
r24	-0,90	1,99	0,26	0,07
s37	0,00	0,00	0,05	0,04
f7	-0,74	3,53	0,20	0,07
f13	2,43	6,78	0,27	0,14
s13	-0,02	0,04	0,18	0,25
s7	0,00	0,00	0,07	0,03
s46	0,00	0,00	0,17	0,13
s25	0,00	0,00	0,06	0,02
s41	0,00	0,00	0,17	0,14
s3	-0,02	0,07	0,12	0,21
s8	0,00	0,01	0,08	0,06
s45	0,00	0,01	0,24	0,17
f6	0,13	1,26	0,30	0,11

Примечание: зависимая переменная – месячный показатель ИПЦ на пять месяцев вперед (инфляция (+5)). Каждая отдельная модель обязательно содержит свободный член и текущий уровень инфляции. $\mathbb{E}[\theta_t]$ – выборочное среднее значение коэффициента регрессора, а Std.Dev. $[\theta_t]$ – величина стандартного отклонения этого коэффициента. $\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное среднее апостериорной вероятности включения предиктора в DGP, Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное стандартное отклонение вероятности включения предиктора в DGP. Названия предикторов приведены в Табл. 1.

Таблица 9: Прогноз методом DMA для горизонта шесть месяцев

Предиктор	$\mathbb{E}[\theta_t]$	Std.Dev. $[\theta_t]$	$\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$	Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$
Свободный член	0,07	9,33	1,00	0,00
Инфляция	0,13	0,14	1,00	0,00
Инфляция(-1) (первый лаг)	0,00	0,03	0,07	0,03
r25	-5,29	14,27	0,35	0,07
r31	0,90	1,94	0,25	0,08
r24	7,33	15,14	0,36	0,08
r29	-0,44	1,50	0,20	0,06
s37	0,00	0,01	0,12	0,09
f13	-0,14	1,22	0,21	0,06
f24	0,02	0,08	0,10	0,02
s44	0,00	0,01	0,31	0,22
s23	0,00	0,00	0,05	0,02
f12	0,56	1,76	0,29	0,11
s25	0,00	0,01	0,13	0,08
s22	0,00	0,01	0,10	0,06
s5	0,00	0,00	0,05	0,03
s13	-0,03	0,06	0,25	0,34
s27	-0,04	0,07	0,30	0,37
f6	0,12	0,60	0,22	0,08
f7	1,20	2,00	0,28	0,07
f15	0,00	0,05	0,31	0,19

Примечание: зависимая переменная – месячный показатель ИПЦ на шесть месяцев вперед (инфляция (+6)). Каждая отдельная модель обязательно содержит свободный член и текущий уровень инфляции. $\mathbb{E}[\theta_t]$ – выборочное среднее значение коэффициента регрессора, а Std.Dev. $[\theta_t]$ – величина стандартного отклонения этого коэффициента. $\mathbb{E}[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное среднее апостериорной вероятности включения предиктора в DGP, Std.Dev. $[\mathbb{P}(\theta_t)]$ – выборочное стандартное отклонение вероятности включения предиктора в DGP. Названия предикторов приведены в Табл. 1.

Таблица 10: Декомпозиция дисперсии ошибки прогнозирования

Модель	Горизонт прогнозирования, месяцы					
	1	2	3	4	5	6
DMA						
Наблюдения	71,42	58,64	61,78	69,15	63,40	55,59
Коэффициенты	16,07	23,13	25,54	15,40	18,06	24,53
Модель	10,67	16,02	10,57	11,02	16,07	17,29
Меняющиеся во времени параметры	1,83	2,21	2,11	4,44	2,47	2,59
BMA						
Наблюдения	91,07	93,04	91,30	94,95	94,45	93,60
Коэффициенты	5,97	3,66	5,15	2,42	3,41	4,05
Модель	2,96	3,30	3,55	2,63	2,13	2,35
Меняющиеся во времени параметры	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Примечание: в таблице представлены доли дисперсии ошибки прогноза, обусловленные ошибкой в уравнении измерений инфляции, неточной оценкой коэффициентов, неопределенностью относительно модели, генерирующей данные, и изменчивостью параметров во времени. Вневыборочные прогнозы, составленные при помощи методов DMA и BMA, оценивались на выборке, охватывающей период с января 2002 г. по сентябрь 2017 г. Для первоначального прогноза использовались первые 60 месячных наблюдений.

Рисунки

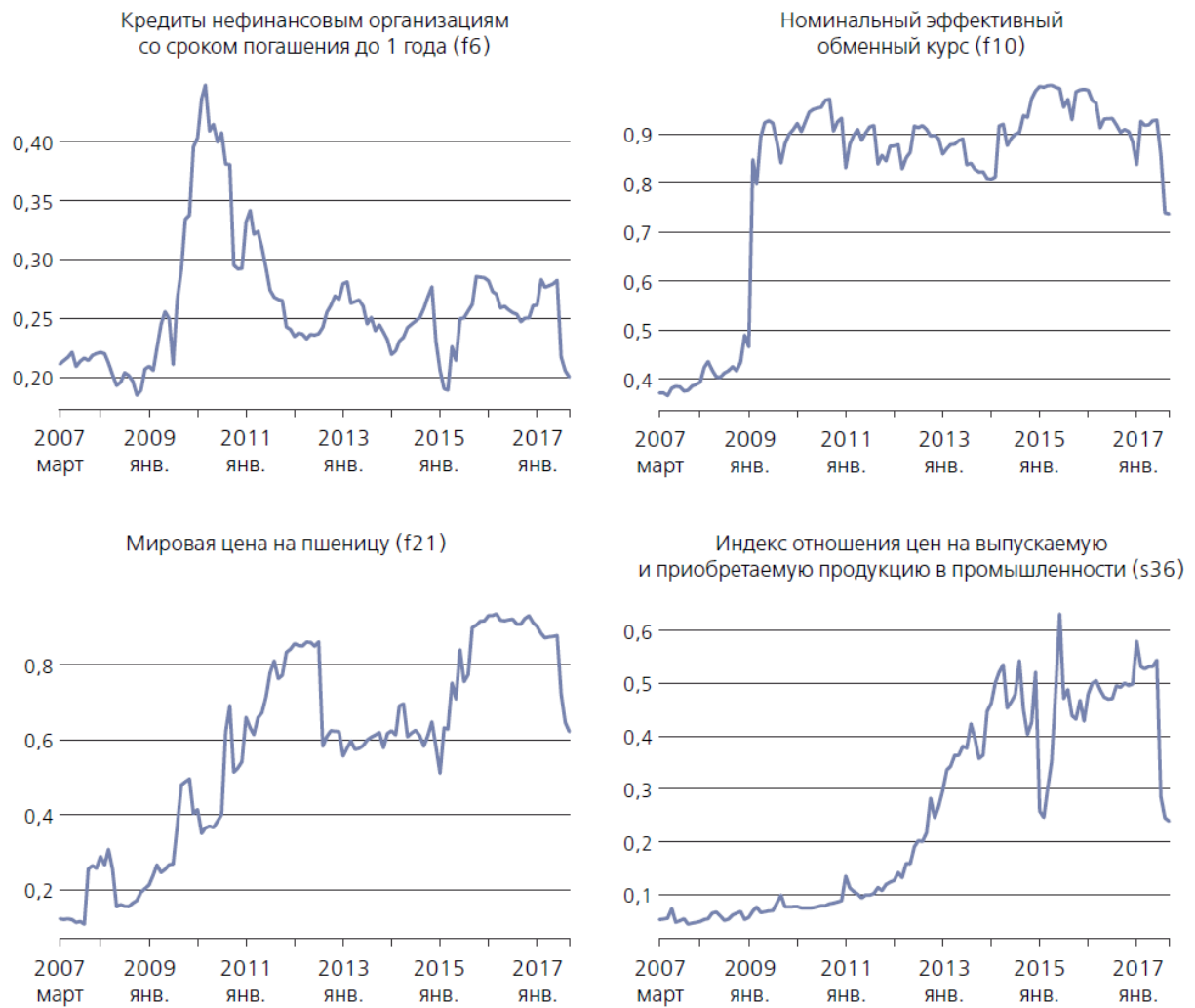


Рис. 1: Вероятности включения основных предикторов при прогнозировании на горизонте один месяц

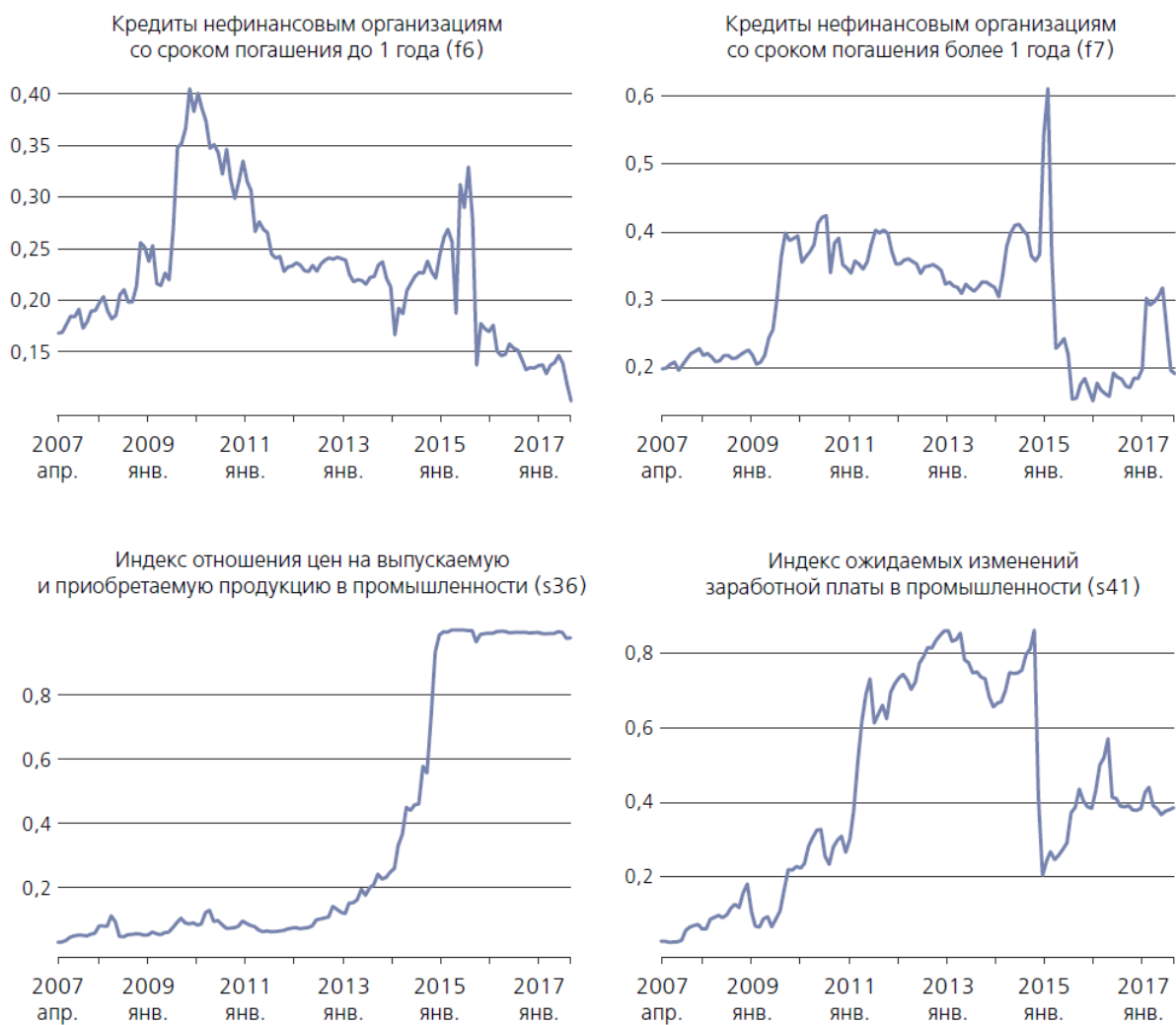


Рис. 2: Вероятности включения основных предикторов при прогнозировании на горизонте два месяца

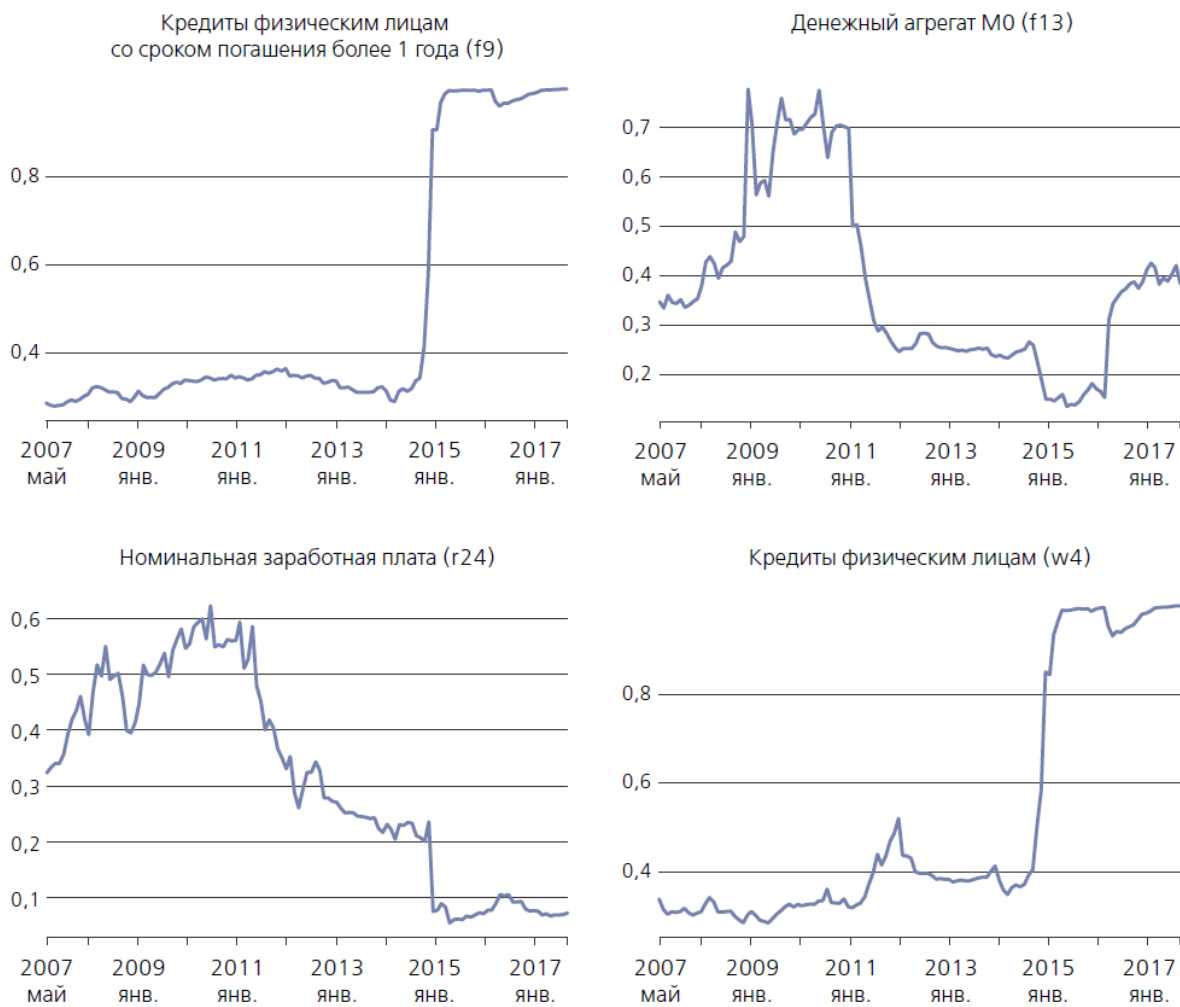


Рис. 3: Вероятности включения основных предикторов при прогнозировании на горизонте три месяца

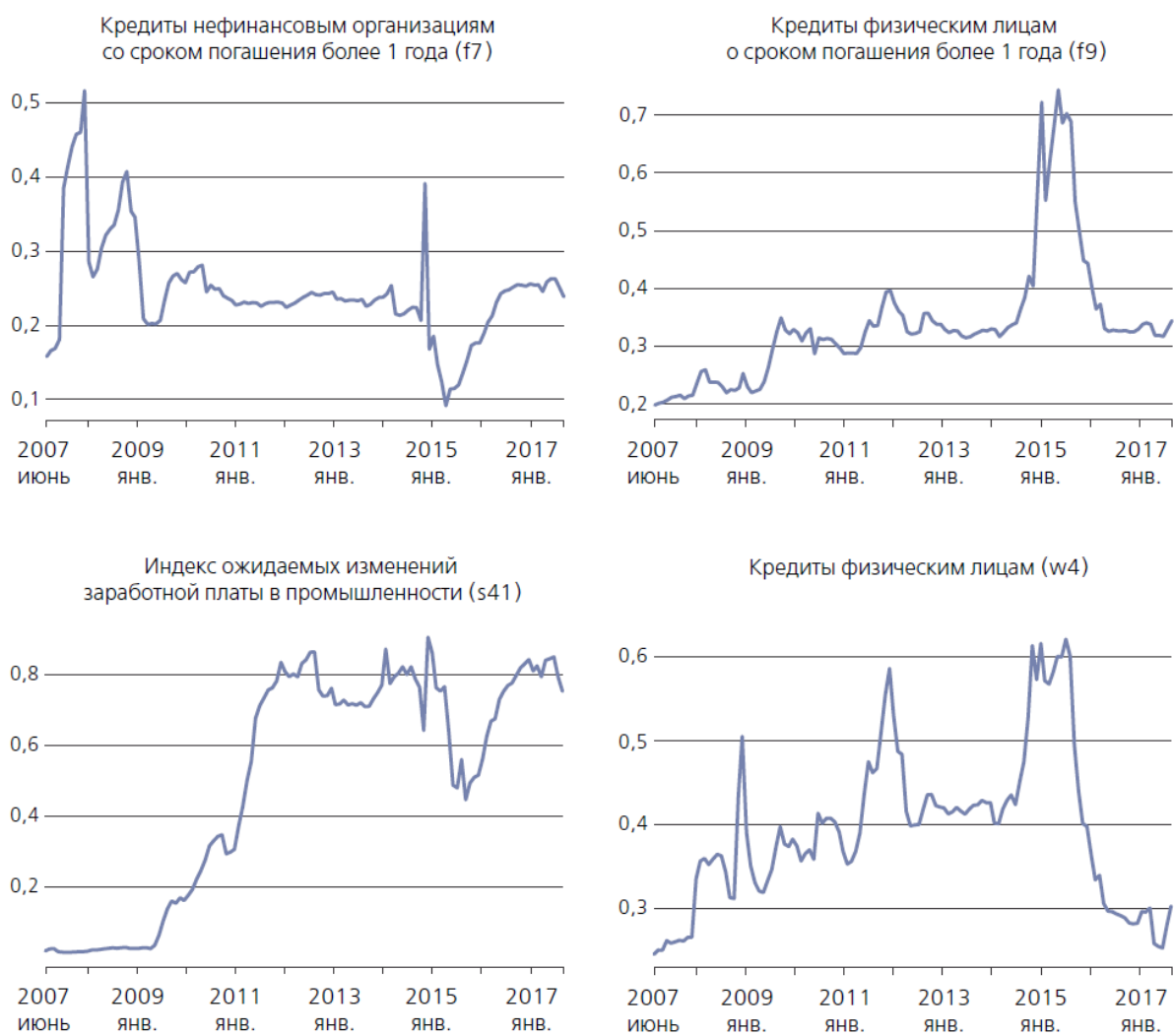


Рис. 4: Вероятности включения основных предикторов при прогнозировании на горизонте четыре месяца

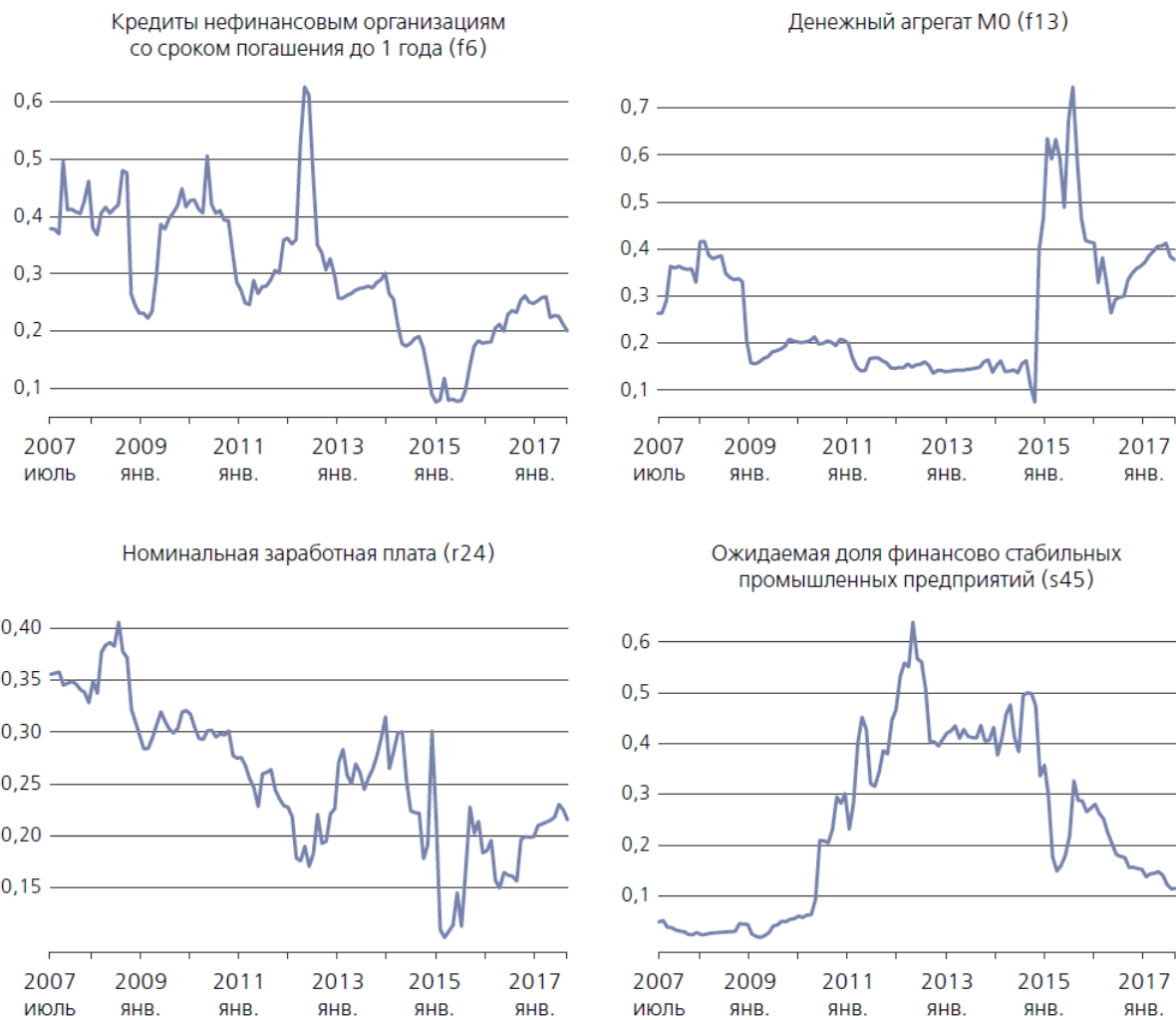


Рис. 5: Вероятности включения основных предикторов при прогнозировании на горизонте пять месяцев

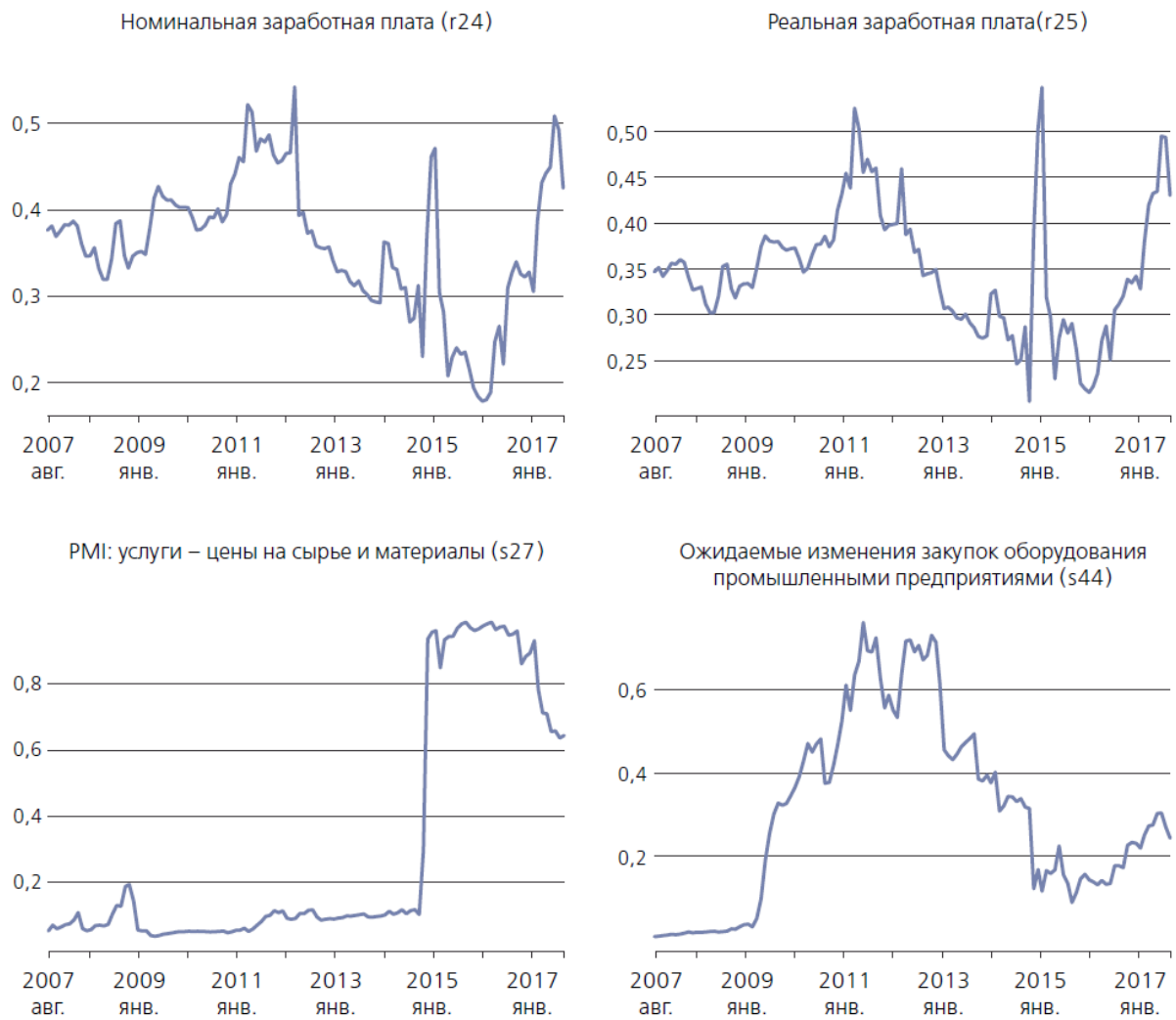


Рис. 6: Вероятности включения основных предикторов при прогнозировании на горизонте шесть месяцев